

# 无人系统技术

UNMANNED SYSTEMS TECHNOLOGY

主管：中国航天科工集团有限公司 主办：北京海鹰科技情报研究所



中国学术期刊网络出版总库 (CNKI) 收录

万方数据—数字化期刊群收录

超星数字期刊数据库收录

维普网数据库收录



2019.5  
第2卷 NO.

# 《无人系统技术》 2019年编委会会议顺利召开

为促进期刊更好更快发展，总结过去一年的工作经验与不足，讨论2020年期刊选题和活动策划，同时为进一步发挥青年科研人员的骨干作用，凝聚领域内青年科研人员，并提供展示与交流的平台，《无人系统技术》编辑部召开了2019年编委会会议。

会议由编委会副主任宋斌研究员主持，谷满仓所长致欢迎词并为青年编委颁发聘书，符文星教授宣读青年编委会章程，张冬青主编总结汇报了期刊创刊一周年工作及后续策划。

期间，与会专家畅所欲言，积极献言献策，对《无人系统技术》在创刊一年里所取得的成绩予以充分肯定，并就期刊编辑出版、新媒体平台建设、学术活动组织等方面的创新思路进行了广泛而深入的交流，提出了很多宝贵意见，青年编委纷纷表态，将大力支持期刊的建设与发展，积极为期刊撰稿、约稿、组稿、审稿，同时加强期刊的宣传与推广工作。

后续，编辑部将认真研究落实与会专家提出的宝贵意见，以《无人系统技术》期刊为核心，结合网站、微信等新媒体平台，以及国际无人系统大会、中国无人系统大会等品牌活动，整体联动，打造国内无人系统领域一流的学术交流平台。





# 无人系统技术

第2卷第5期 2019年9月

## 目次

### 系统综述

多移动机器人编队领航跟随方法研究进展 .....	01
王 帅, 周乐来, 李贻斌, 路广林	
基于无人机航拍图像的车道线检测方法综述 .....	09
王秋生, 贺云涛, 张晓辉, 刘 莉	

### 技术研究

基于OBB表示的交通场景多传感数据操纵 .....	17
刘 钰, 张 驰, 李垚辰, 李 力, 刘跃虎, 郑南宁	
基于视觉和激光数据融合的3D多目标跟踪 .....	24
房建武, 王 贺, 薛建儒, 许宏科	
基于无人小车嗅觉的混合型气体溯源定位算法 .....	30
董文轩, 陈建国, 黄 宇, 苏国锋	
微型筒式共轴双旋翼飞行器共形桨叶设计与气动仿真 .....	39
危怡然, 邓宏彬, 江 明, 潘 海, 王保国	
防空作战多传感器任务规划算法设计 .....	46
唐俊林, 张 栋, 王玉茜, 刘 莉	
基于灰色层次分析法的无人机回收系统评估 .....	56
赵悦岑, 姜文忠, 汪金奎, 刘伟桐, 苏子龙	

《无人系统技术》办刊宗旨是刊载无人系统领域新进展、新成果、新技术, 促进学术交流, 推动成果转化, 提高我国在该领域的科研装备水平。

现诚挚地向无人系统技术研究领域的专家学者、学术带头人以及致力于无人系统理论与技术创新研究的科技工作者约稿。稿件内容以综述、研究论文、技术报告、专题研讨和科技评述等形式为主, 广泛报道无人空中系统、无人地面系统、无人水面水下系统、智能机器人等研究领域的理论研究成果、技术创新、学术见解和经验总结。主要包括无人系统平台技术、自动控制技术、信息技术以及人工智能、通信、传感器等技术在无人系统领域的新应用。同时, 也包括无人系统自主技术、协同技术、跨域同步技术、智能无人系统伦理及其与有人系统的关系等。



# Unmanned Systems Technology

Vol.2 No.5 2019

## Contents

### Systematic Review

Advances in The Leader-Following Method of Multi-Mobile Robots Formation ..... 01  
WANG Shuai, ZHOU Lelai, LI Yibin, LU Guanglin

Review of Lane Detection Methods Based on UAV Aerial Images ..... 09  
WANG Qiusheng, HE Yuntao, ZHANG Xiaohui, LIU Li

### Technical Study

OBB-based Multi-Sensor Data Manipulation of Traffic Scenarios ..... 17  
LIU Yu, ZHANG Chi, LI Yaochen, LI Li, LIU Yuehu, ZHENG Nanning

Multiple 3D Object Tracking with RGB and 3D-LiDAR Data Fusion ..... 24  
FANG Jianwu, WANG He, XUE Jianru, XU Hongke

A Hybrid Algorithm of Gas Traceability and Localization Based on Machine Olfactory of Unmanned Vehicles ..... 30  
DONG Wenxuan, CHEN Jianguo, HUANG Yu, SU Guofeng

Conformal Blade Design and Aerodynamic Simulation of Miniature Cylindrical Coaxial Rotor Aircraft ..... 39  
WEI Yiran, DENG Hongbin, JIANG Ming, PAN Hai, WANG Baoguo

Research on Multi-Sensor Task Planning Algorithms for Air Defense Operations ..... 46  
TANG Junlin, ZHANG Dong, WANG Yuqian, LIU Li

Analytic Hierarchy Process Based Evaluation of UAV Recovery System ..... 56  
ZHAO Yueqin, LOU Wenzhong, WANG Jinkui, LIU Weitong, SU Zilong

[引用格式] 王帅, 周乐来, 李贻斌, 等. 多移动机器人编队领航跟随方法研究进展[J]. 无人系统技术, 2019, 2(5): 1-8.

# 多移动机器人编队领航跟随方法研究进展

王帅<sup>1,2</sup>, 周乐来<sup>1,2</sup>, 李贻斌<sup>1,2</sup>, 路广林<sup>1,2</sup>

(1. 山东大学控制科学与工程学院, 济南 250061; 2. 山东大学机器人研究中心, 济南 250061)

**摘要:** 多移动机器人经过长时间的发展, 相关技术和产品已经应用到各个领域。首先对移动机器人进行了概述, 由于单机机器人难以完成复杂任务, 凸显了多移动机器人协同控制技术及其应用的重要地位。其次对编队控制问题进行了描述, 介绍了领航跟随者法、基于行为法和虚拟结构法等几种有效的编队控制方法。最后对领航跟随方法的研究进展和所遇问题做出了详细归纳, 并展望了编队领航和跟随控制技术未来的发展趋势。研究表明, 领航跟随法能够很好的解决多移动机器人编队生成与稳定、编队切换、系统避障和自适应控制等相关问题。

**关键词:** 多移动机器人; 编队控制; 领航跟随法; 协同控制; 生成与稳定; 系统避障

**中图分类号:** TP242.6      **文献标识码:** A      **文章编号:** 2096-5915(2019)05-0524-08

## Advances in The Leader-Following Method of Multi-Mobile Robots Formation

WANG Shuai<sup>1,2</sup>, ZHOU Lelai<sup>1,2</sup>, LI Yibin<sup>1,2</sup>, LU Guanglin<sup>1,2</sup>

(1. School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China;

2. Center for Robotics of Shandong University, Jinan 250061, China)

**Abstract:** After a long time of development for multi-mobile robots, related technologies and products have been applied to various fields. Firstly, there is an overview of mobile robots. Because it is difficult for a single robot to complete complex tasks, the cooperative control technology of multiple mobile robots and its application are very important. Secondly, the formation control problem is described. Several effective formation control methods, such as pilot follower method, behavior based method and virtual structure method, are introduced. Finally, the research progress and problems of the pilot following method are summarized in detail, and the future development trend of the formation pilot and following control technology is prospected. The research shows that the pilot following method can solve problems such as formation generation and stability, formation switching, system obstacle avoidance and adaptive control of multi mobile robots.

**Key words:** Multi-Mobile Robots; Formation Control; Leader-Following Method; Cooperative Control; Formation and Stability; Obstacle Avoidance

### 1 引言

在机器人领域中, 移动机器人占主导地位。移动机器人能够感知环境、获取自身行为状态, 对所执行的任务进行决策、控制和执行, 并实现自主移动。作为集合决策规划、感知、行为和执行控制等技术于一体的载体, 移动机器人在物流搬运、服务、便民协作等研究中均取得了巨大进展<sup>[1]</sup>, 如图 1-4

所示。

伴随着机器人技术的不断发展, 机器人在性能方面也得到很大提高, 其应用领域渗入各行各业。随着对机器人工作环境和操作技术的难度需求增加, 使得单个机器人不再适合去承担一些特殊的任务。为了更好完成任务, 人们将研究重点聚焦于多移动机器人之间的协调与合作。

由单移动机器人转向多移动机器人的研究与

应用,机器人系统在完成复杂任务时的效率得到提升。在复杂环境以及系统发生某些故障时,多移动机器人之间仍可通过协调规划与协同控制技术完成既定任务<sup>[2]</sup>。近年来,随着通信技术、计算能力、环境感知、硬件执行机构的发展,多移动机器人的研究与应用突飞猛进,并逐渐成为机器人研究领域的热点之一<sup>[3]</sup>。

如图5、6所示,目前,多移动机器人系统已得到

大量的应用:①共同搬运:多机器人合作搬运大型货物;②灾难救援:在地震等灾难环境下感知探索,救援受灾人员;③巡检安防:可安置在一些场景进行巡视和监控,如核电站、电网、生化工厂等;④海洋探索:替代人员进行深海探索、捕捞以及洋流漂流研究等;⑤工厂生产:在流水线代替工人完成协作生产;⑥军事领域:多移动机器人可在前线复杂环境机动侦察,也可完成物资补给等。



图1 工厂中搬运机器人  
Fig.1 Handling robot in factory



图2 展柜前的服务机器人  
Fig.2 Service robot in front of the exhibition



图3 物流分拣机器人  
Fig.3 Logistics sorting robot



图4 北京大兴机场停车机器人  
Fig.4 Parking robot in Beijing Daxing International Airport



图5 流水线上多移动机器人协作  
Fig.5 Multi mobile robot collaboration on pipeline



图6 电网巡检多移动机器人  
Fig.6 Multi mobile robot for power grid inspection

多移动机器人系统可以展现出复杂的协调配合和智能的协作行为,因此,协同控制技术是研究多移动机器人协作行为的重要技术之一。协同控制是多机器人系统为了实现复杂协同目标而对各个子模块进行功能、通信以及任务进行划分的技术。如图7所示,根据控制目的划分,可将多移动机器人系统的协同控制问题分为:一致性控制、协同通信、编队控制、协调控制和合作决策等。本文主要聚焦于多移动机器人系统编队控制问题的研究。

编队控制研究来源于人们对自然界群体动物行为的探索。如图8所示,人们发现无论是天空中

飞行的鸟类、还是地面上爬行的蚂蚁,亦是深海中游弋的鱼,它们经常会形成某种集群队形,完成迁徙或抵抗敌人。借鉴之下,机器人组成群编队的概念被引入<sup>[4]</sup>。

编队研究的实体对象主要包括自主水下机器人(AUV)、陆地移动机器人(UGV)和自主无人飞行器(UAV)三大类,以及水陆空机器人的组合编队或抽象的多机器人系统。因此根据任务执行环境的不同,编队控制可应用在无人机编队、机器鱼编队、多移动机器人编队和组合编队等场景中。

作为多移动机器人协作与协调的重要研究内

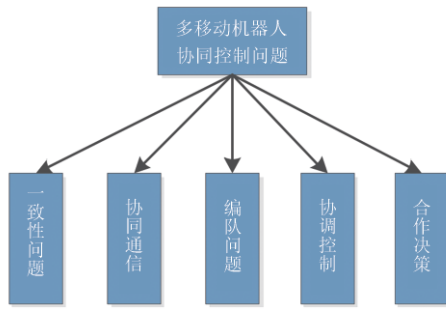


图 7 协同控制问题划分

Fig. 7 Classification of collaborative control



图 8 自然界中动物的编队行为:鱼群和鸟群

Fig. 8 Formation behavior of animals in nature: fish and birds

容,在实现多移动机器人协作任务时,编队控制技术具有重要作用<sup>[5]</sup>。编队控制在各领域如交通、环保、安防等都有应用价值,如图9-12所示。



图9 自行式模块车编队运输  
Fig. 9 Module car formation transportation

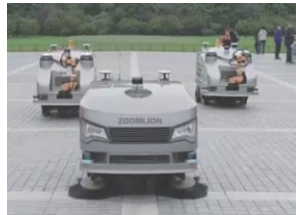


图10 环卫智慧机器人编队  
Fig. 10 Sanitation robot formation



图11 百度无人车编队行驶  
Fig. 11 Unmanned vehicle formation designed by Baidu



图12 深圳车站战警编队机器人  
Fig. 12 Station police formation robot in Shenzhen

## 2 编队控制问题的研究

### 2.1 编队控制问题的描述

对编队控制的研究是多机器人领域的重要方

向。它指多移动机器人在完成任务运动的过程中,相互之间既要保持几何约束(队形),同时又要适应环境约束(如避开障碍)的控制问题<sup>[6]</sup>。

围绕多移动机器人的编队控制问题,国内外许多高校和研究机构展开了研究,如美国宾夕法尼亚大学、澳大利亚悉尼大学以及中国的哈尔滨工业大学和浙江大学等。根据众多学者的研究成果,可以将编队控制问题的主要研究内容总结为:编队生成、编队稳定、切换编队、系统避障、编队自适应,如图13所示。

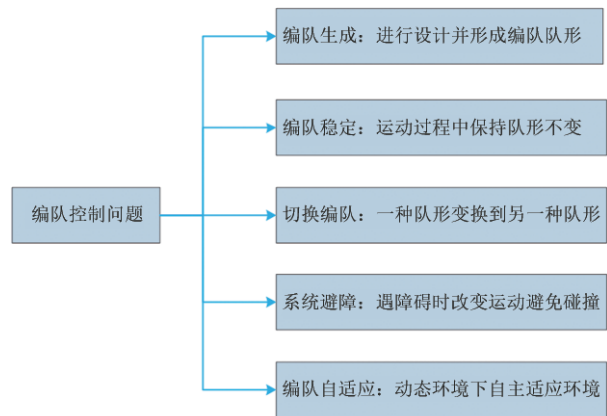


图 13 编队控制问题划分

Fig. 13 Classification of formation control

### 2.2 编队控制方法

在编队控制策略领域,形成了多种成熟、稳定的编队控制方法,并广泛应用于巡检监控、灾难营救、协作运输等各种实际应用中<sup>[7]</sup>。

#### (1)领航跟随法

领航跟随法是指在多移动机器人编队中,设定一个或多个机器人作为编队的领航者,其它机器人作为跟随者。领航者可以获取整个编队系统的任务信息并完成整体决策;而跟随机器人通过获取领航者的位姿信息来不断调整自身的位姿。通过机器人之间的主从关系实现编队控制。

#### (2)基于行为法

这种方法基于多移动机器人系统的底层运动控制,上层决策系统对多机器人的行为进行设计,如解脱障碍、巡航、导航和变换队形等,并通过这些基本行为进行组合来实现编队控制。

#### (3)虚拟结构法

这种控制方法,是将编队的形状虚拟为多个移

动机器人组成的“刚体”。“刚体”中每个对应点作为机器人跟随的期望目标点,通过完成跟踪来实现编队控制。

#### (4)基于图论法

这种方法利用图论的理论对机器人系统编队进行建模,将机器人的动力学或运动学特性,以及机器人之间或机器人与环境之间的约束,表示为图模型中的节点、边等属性。编队的队形可以用图来表示。

#### (5)其它方法

还有许多方法可以应用到编队控制中,如人工势场法是将机器人的运动抽象成在虚拟力场中的运动。在目标引力以及障碍等环境约束的斥力的共同作用下机器人进行运动,这种方法可以解决机器人避障问题;解决实际编队问题时,PID控制也是最容易实现的控制方法等。这些方法一般不单独使用,而是与上述的几种经典编队控制方法相结合,来解决系统整体的编队问题。对编队控制方法进行比较,结果如表1所示。

表1 多机器人编队方法的比较

Table 1 Comparison of multi robot formation methods

编队控制方法	优点	缺点
领航跟随法	只控制领航者 即可控制编队	领航者出现故障 则整个系统瘫痪
基于行为法	基本行为的组合 实现编队功能多样化	难以进行理论论证 不易稳定队形
虚拟结构法	编队整体决策容易 稳定性较好	无法考虑整体 避障的问题
基于图论法	便于队形的实现 以及队形间的变换	理论研究居多,物理 实现较为复杂
人工势场法	有效解决避障	存在局部最优点问题, 需要与其他方法结合

领航跟随法具有建模论证简单、稳定编队容易、与其它方法结合效果好等优点,被广泛应用于多机器人系统编队,如野外作战侦察、无人机巡检和海洋探索等诸多应用领域。

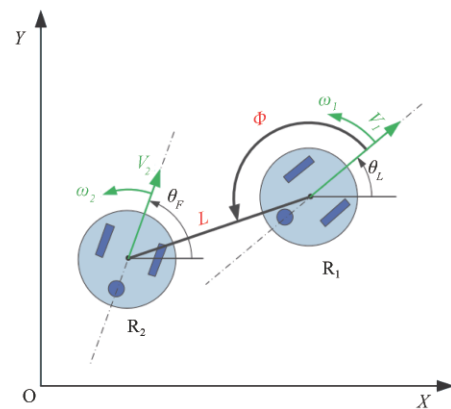
### 3 编队领航跟随控制方法的研究

基于领航跟随法实现多移动机器人编队的研究,可以视为对编队控制相关问题(如图13所示)的研究探索。许多学者对该领域进行了研究。

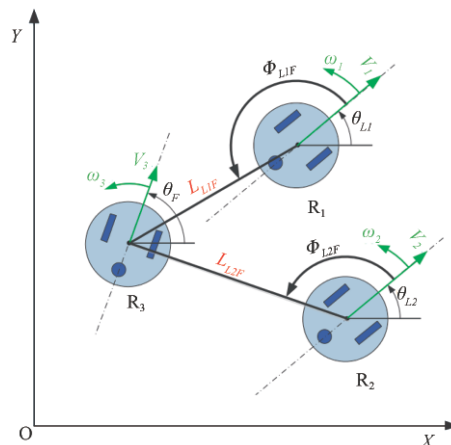
#### 3.1 编队生成与稳定

美国宾夕法尼亚大学的机器人,自动化,探测和感知(Generate Robotics, Automation, Sensing & Perception, GRASP)实验室对跟随领航法在多移动机器人领域的应用做了大量理论奠基工作,并提出了两种编队方式<sup>[8]</sup>,分别为控制机器人相对距离和偏航角不变的 $L-\phi$ 方式和只控制相对距离不变的 $L-L$ 控制方式。

如图14(a)所示,在参考坐标系中,领航机器人 $R_1$ 的前行速度为 $V_1$ ,转向角速度为 $\omega_1$ ,自身相对参考坐标系的偏航角为 $\theta_L$ ;跟随机器人 $R_2$ 的前行速度为 $V_2$ ,转向角速度为 $\omega_2$ ,自身相对参考坐标系的偏航角为 $\theta_F$ ;在 $L-\phi$ 编队控制方式中,领航机器人 $R_1$ 与跟随机器人 $R_2$ 之间保持距离 $L$ 以及偏转角 $\phi$ 稳定来实现编队。



(a)领航跟随 $L-\phi$ 控制方式



(b)领航跟随 $L-L$ 控制方式

图14 领航跟随控制

Fig. 14 Leader-following control



图 14(b)描述的是领航跟随  $L-L$  编队模式。这种控制方式要求编队系统至少具有三台机器人: 两台领航机器人  $R_1$  和  $R_2$  以及跟随机器人  $R_3$ 。两台领航机器人的速度和角速度分别为  $V_1, V_2$  和  $\omega_1, \omega_2$ , 跟随机器人的速度和角速度为  $V_3$  和  $\omega_3$ , 三台机器人相对参考坐标系的偏航角分别为  $\theta_{L1}, \theta_{L2}, \theta_F$ , 每台领航者与跟随机器人之间的偏转角为  $\phi_{L1F}, \phi_{L2F}$ , 机器人中心的相对距离分别为  $L_{L1F}$  和  $L_{L2F}$ 。编队系统控制跟随机器人与另外两台领航机器人的距离  $L_{L1F}$  与  $L_{L2F}$  稳定来实现编队。

如表 1 所示, 领航跟随法的优点是, 只控制领航者即可控制编队。但当领航机器人运动过快, 会使跟随者机器人难以及时跟踪, 队形难以稳定; 当领航机器人出现故障, 整个编队系统也会直接崩溃。针对上述领航跟随法存在的问题, 研究者们也提出了相应的解决方法。

难以及时跟踪的缺点可以通过引入队形反馈来解决。Desai 等对多移动机器人进行建模, 提出反馈线性化方法, 并设计了编队领航跟随控制器, 同时基于现代控制理论证明了控制算法的渐近稳定性, 克服编队系统没有队形反馈的缺点, 使多移动机器人编队稳定性增强, 灵活度提高<sup>[8]</sup>。此外, Ahmed 等在反馈线性化控制策略的基础上, 提出全状态线性化的动态反馈策略来实现领航者与跟随者之间的姿态稳定, 对于跟随者机器人则由输入输出静态反馈线性化控制策略来实现运动跟踪控制。对于系统所给定的期望轨迹, 领航者机器人的全状态反馈线性化策略和跟随者机器人的输入输出反馈线性化策略能有效地稳定多移动机器人领航跟随队形<sup>[9]</sup>。Gamage 等则提出一种基于动态反馈线性化的多移动机器人编队控制策略, 并设计了一种基于行为的底层运动控制器来实现多移动机器人领航跟随编队反馈<sup>[10]</sup>。众多学者的研究, 有效解决了领航跟随法的编队反馈问题。

而针对领航机器人失效导致编队系统崩溃的问题, 如图 15 所示, 学者们的主流改进方式有两种: 多算法结合和优化领航者。

Pereira 等提出了多移动机器人领航跟随协作控制方法, 对每个机器人设计了势场控制器, 编队系统能够根据各个机器人的运动实时修改控制参数, 以适应编队中其他机器人产生的运动约束, 使得跟随机器人的运动不仅由领航者决定, 还受其他

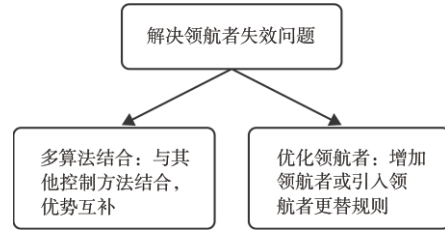


图 15 领航失效的解决方案

Fig. 15 Solutions for leader failure

机器人(如自身的跟随者)的影响<sup>[11]</sup>。曹志强等研究了领航机器人故障时的编队控制问题, 提出了领航者更换原则。跟随机器人虽然受到领航者的控制约束, 但是当其可能与障碍发生碰撞, 就会令编队系统仲裁出新的最合适领航者, 确保编队任务的继续进行<sup>[12]</sup>。Dang 等研究了领航跟随方法与人工势场法的结合, 提出了多移动机器人在动态环境中的编队控制新方法: 根据虚拟节点与目标之间的相对位置, 设计了一种虚拟节点间距离恒定的线性期望编队, 并选择距离目标位置最近的机器人为领航者机器人。在特殊情况下, 如领航者机器人损坏失效或被困在障碍(比如 U 型障碍)之中, 系统会决策出新的领航者取而代之, 继续领导群体朝着目标前进<sup>[13]</sup>。Li 等针对多移动机器人编队控制中没有非常合适的动态领导者选择模型的问题, 提出了一种基于情感的动态领导者选择策略。他们设计了基于两种虚拟情感(disappointment 和 abashment)控制的领导者选择模块, 机器人系统对所处环境的认知会影响虚拟情感, 从而使系统进行自主切换领航者机器人。在糟糕的环境下(如编队环境中存在多个障碍物), 跟随机器人的 disappointment 会随着时间的增加而增加, 当它超过某个阈值时, 编队机器人之间将传播不满意信号, 领航机器人的 abashment 会根据跟随机器人那里收到的不满意的信号而产生变化, 同时自己的领航身份也会受到不同程度的影响。当 abashment 超过阈值时, 将触发系统重新选择领航机器人。他们的仿真结果表明, 采用这种基于情感动态领导者选择策略的多移动机器人系统在面对危险环境如避障时, 能够自主选择另外一个合适的领航机器人继续编队任务<sup>[14]</sup>。Wei 等则提出了虚拟领航者的概念, 并应用到编队领航跟随中。在多移动机器人运动过程中, 虚拟领航机器人虽然并不真实存在, 但是运动与行为方式上与真实领航机器人相同, 以此来辅助完成编队任

务。仿真实验也验证了虚拟领导者能够很好地消除真实领航机器人故障和系统失控的隐患,大大提高了系统的稳定性<sup>[15]</sup>。众多学者基于领航跟随法的深入研究,为解决编队生成与稳定问题提供了解决方案。

### 3.2 切换编队、系统避障和自适应问题

切换编队问题上,有许多学者进行了深入研究。Ostrowski 等将图论法与领航跟随法相结合,建立了基于领航跟随的编队控制图,论证了切换编队理论<sup>[16]</sup>;同时他们还研究了多移动机器人通过改变队形来适应复杂环境问题,并实现了多移动机器人任意编队队形的切换<sup>[17]</sup>。Graovac 等研究了基于领航跟随法的多移动机器人编队组合控制结构,根据不同的编队功能设计了轨迹跟踪、车辆冲突和组合控制等几种控制器,实现了多移动机器人根据编队所处环境来协调转换编队队形<sup>[18]</sup>。Zhang 等在研究多移动机器人编队领航跟随方法时,引入多智能体理论,对编队轨迹、编队队形以及移动机器人进行数学建模,设计了传感器层、运动控制层以及决策层的控制结构,并定义了编队队形矩阵。在编队队形由线型切换到三角型时,编队队形矩阵元素产生相应变化,根据期望的领航者机器人轨迹和编队队形矩阵,决策层规划出跟随者机器人的轨迹,实现队形的切换<sup>[19]</sup>。Buraiki 等提出了一种根据区域切换队形的多移动机器人编队策略,通过将机器人运动环境细分为不同的任务区域,来对应不同的编队队形。当多机器人系统进入一个新区域时,系统决策出最能响应新区域任务要求的领航者机器人,然后调整新队形完成任务<sup>[20]</sup>。

在编队的系统避障问题上,学者们也取得了较为成熟的研究成果。编队的系统避障一般分为两种:内部机器人之间的碰撞冲突;环境与机器人的碰撞冲突。仅凭借领航跟随法的思想难以解决编队避障问题,因此学者们的研究多以多种方法相结合、优势互补的方式来实现系统避障。

Zhang 等将人工势场法和领航跟随法结合,研究了复杂环境下编队的系统避障问题。在环境中,领航机器人在避障势场和引导势场的共同作用下进行运动,跟随机器人则实时跟踪领航机器人,同时也会受到障碍物的斥力作用,并按照“参数  $L$  固定,参数  $\phi$  改变”的原则主动避开障碍物;还定义了  $\phi$  选取原则,解决了多移动机器人系统与环境之间

的避障问题;设计了机器人间的斥力势场来解决机器人之间的运动碰撞冲突<sup>[21]</sup>。Soorki 等同样在领航跟随法与人工势场法结合的基础上,针对编队避障的问题,提出将障碍物视为虚拟领导者,通过机器人与动态障碍物(视为虚拟领航者)保持固定距离  $L_2$  和偏转角  $\phi_2$ ,避免编队与之发生碰撞,如图 16 所示<sup>[22]</sup>。

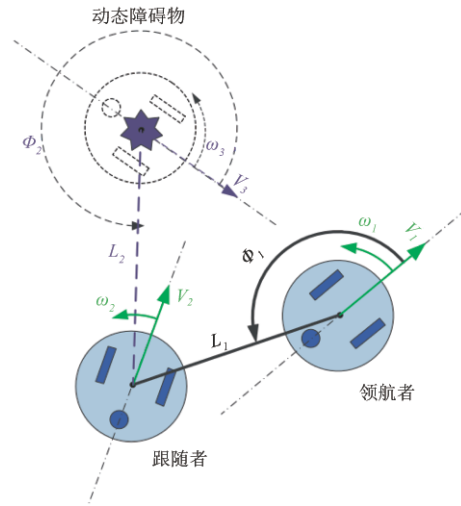


图 16 把动态障碍物视为虚拟领航机器人

Fig. 16 Treat dynamic obstacle as virtual leader robot

Yang 等研究了基于行为与领航跟随法相结合的编队混合控制方法。对跟随者机器人定义了编队、系统避障两种运动行为,并设计了模糊逻辑控制器来实现行为切换,避免了在未知环境下的碰撞<sup>[23]</sup>。Wu 等提出通过调整领航者与跟随者之间的偏差角来避障,相对于传统编队切换的方法既减少了避障时间,又缩短了机器人所调整的距离<sup>[24]</sup>。

学者们在领航跟随法的自适应研究上同样取得一定的研究成果。Garrido 等提出在不确定条件下的一种控制多移动机器人编队的新方法。该方法基于编队领航跟随控制结构,将 Fast Marching Square 方法应用于移动机器人编队,允许机器人根据不同的目标设置相应的自适应运动行为,从而提高对动态环境的适应<sup>[25]</sup>。Paz 等为了消除建模误差和系统外部扰动,在多移动机器人领航跟随控制系统中引入自适应元素,通过前馈神经网络设计了自适应控制器,其权值实时更新以应对外部扰动和建模误差,最终实现了自适应编队控制<sup>[26]</sup>。Kang 等提出了一种自适应方法来估计期望的运动速度。当多机器人编队运行时,领航机器人可以获得期望的

速度信息,而跟随机器人基于图论和非线性控制理论,采用自适应方法估计期望速度来完成轨迹跟踪,从而实现多移动机器人编队<sup>[27]</sup>。

### 3.3 其他研究

还有许多研究者也对跟随领航者法进行了探索研究,并引入大量控制方法。Hogg等研究了比例积分微分(PID)控制算法在领航跟随编队控制上的应用,并在设计控制器实现了该算法<sup>[28]</sup>。Bae等在领航跟随法的基础上,引入PID和模糊逻辑控制,并设计了混合算法控制器实现多移动机器人编队控制<sup>[29]</sup>。Xiao等将模型预测控制(MPC)方法引入编队领航跟随控制中<sup>[30]</sup>。随着数据集规模和算力的提升,人工智能技术迅速发展,其在领航跟随法上的应用也得到了学者们的关注。Knopp等提出一种基于 $GQ(\lambda)$ 的强化学习算法来实现多移动机器人编队的领航跟随控制。他们将编队控制问题建模为马尔可夫决策过程,给定任意领航机器人的轨迹,4个E-puck跟随者机器人基于感知数据自主学习如何跟随前面的机器人,并基于Greedy -  $Q(\lambda)$ 强化学习算法来优化控制模型,最终E-puck机器人自主学习出类似蠕虫的队形行走结果<sup>[31]</sup>。Sui等同样将基于学习的策略扩展到编队控制领域,并通过学习来实现一项多移动机器人的综合性编队任务。他们在训练过程中将模仿学习和强化学习相结合,并提出一种融合奖赏函数来引导训练,设计了编队领航跟随控制结构和长短时记忆(LSTM)的环境感知网络结构,实现了多移动机器人系统自主适应动态环境并完成编队任务<sup>[32]</sup>。

## 4 未来发展趋势

目前领航跟随法在多移动机器人编队控制问题的研究成果丰硕,编队的形成、保持、切换等问题有许多新突破,但仍然存在一些尚未解决的问题,需要学者们进一步深入研究。主要有以下几个方面:

(1)可以对多智能算法混合控制进行深入研究,优势互补,以减少多移动机器人物理硬件和理论相比所存在的误差,提升领航跟随法编队控制效果。

(2)目前基于领航跟随法的编队控制技术的理论已经十分成熟,但是停留在理论研究阶段的居多。探索如何将已有的大量理论研究成果应用在

真实的多移动机器人编队控制中是值得学者们深入研究的方向之一。

(3)基于领航跟随法的编队控制大多依赖多移动机器人系统的模型设计方法,且需要深层次的数学论证和实验验证。因此,发展不依赖精确的理论模型的领航跟随编队控制技术是值得关注的研究重点。

(4)随着人工智能技术的迅速发展,已有学者将其应用到编队控制,并取得一定研究成果,但是停留在仿真实验研究上居多,可以继续探索其在领航跟随编队控制中的更多应用。

## 参 考 文 献

- [1] 倪茂林, 缪志强. 自主移动机器人运动控制与协调方法研究[D]. 长沙:湖南大学, 2016.
- [2] 杜传奇. 多机器人远程监测与协调控制系统的研究[D]. 北京:北京邮电大学, 2009.
- [3] 易国, 毛建旭, 王耀南, 等. 非完整移动机器人领航-跟随编队分布式控制[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(9):2266-2272.
- [4] 杨帆. 多移动机器人编队控制与协作运输研究[D]. 上海:华东理工大学, 2011.
- [5] 邓立霞. 多移动机器人协调规划算法研究[D]. 济南:山东大学, 2016.
- [6] 曹伟, 孙明. 基于迭代学习的部分非正则多智能体编队控制[J]. 控制与决策, 2018, 33(9):1619-1624.
- [7] 贾永楠, 李擎. 多机器人编队控制研究进展[J]. 工程科学学报, 2018, 40(8):893-900.
- [8] Desai J P, Ostrowski J, Kumar V. Controlling formations of multiple mobile robots[C]. 1998 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 1998, 4: 2864-2869.
- [9] Ahmed S, Karsiti M N, Hassan G M. Feedback linearized strategies for collaborative nonholonomic robots [C]. 2007 International Conference on Control, Automation and Systems. IEEE, 2007: 1551-1556.
- [10] Gamage G W, Mann G K I, Gosine R G. Formation control of multiple nonholonomic mobile robots via dynamic feedback linearization [C]. 2009 International Conference on Advanced Robotics. IEEE, 2009: 1-6.
- [11] Pereira G A S, Das A K, Kumar V, et al. Formation control with configuration space constraints [C]. 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003). IEEE, 2003, 3: 2755-2760.
- [12] 曹志强, 张斌, 谭民. 基于行为的多移动机器人实时队形保持[J]. 高技术通讯, 2001(10):74-77.
- [13] Dang A D, Horn J. Collinear formation control of autonomous robots to move towards a target using artificial force fields [C]. 2015 IEEE International Conference on Technologies for Practical Robot Applications. IEEE, 2015: 1-6.

- [14] Li F, Ding Y, Hao K. A Dynamic leader–follower strategy for multi–robot systems [C]. 2015 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. IEEE, 2015: 298–303.
- [15] Wei W. A new formation control strategy based on the virtual–leader–follower and artificial potential field [C]. 2019 34rd Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation. IEEE, 2019: 485–492.
- [16] Desai J P. Modeling multiple teams of mobile robots: a graph theoretic approach [C]. Proceedings 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Expanding the Societal Role of Robotics in the the Next Millennium. IEEE, 2001, 1: 381–386.
- [17] Desai J P, Ostrowski J P, Kumar V. Modeling and control of formations of nonholonomic mobile robots [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(6):0–908.
- [18] Cosic A, Susic M, Graovac S, et al. Combined controller architecture for leader–follower robot formation control [C]. 11th Symposium on Neural Network Applications in Electrical Engineering. IEEE, 2012: 47–52.
- [19] Zhang T, Liu G. Design of formation control architecture based on leader–following approach [C]. 2015 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). IEEE, 2015: 893–898.
- [20] Buraiki O A, Payeur P, Castillo Y R. Task switching for specialized mobile robots working in cooperative formation [C]. 2016 IEEE International Symposium on Robotics and Intelligent Sensors (IRIS). IEEE, 2016: 207–212.
- [21] Zhang F, Sun Z, Liu M. Research on obstacle avoidance control for multi–mobile robots formation in complex environment [C]. 2010 8th World Congress on Intelligent Control and Automation. IEEE, 2010: 6419–6423.
- [22] Soorki M N, Talebi H A, Nikravesh S K Y. A leader–following formation control of multiple mobile robots with active obstacle avoidance [C]. 2011 19th Iranian Conference on Electrical Engineering. IEEE, 2011: 1–6.
- [23] Yang L, Li J. A behavioral multi–robot formation control approach in obstacle environments [C]. 2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). IEEE, 2016: 6767–6771.
- [24] Wu X, Wang S, Xing M. Observer–based leader–following formation control for multi–robot with obstacle avoidance [J]. IEEE Access, 2018, 7: 14791–14798.
- [25] Gómez J V, Garrido S, Moreno L. Adaptive robot formations using fast marching square working under uncertainty conditions [C]. Advanced Robotics and its Social Impacts. IEEE, 2011: 68–71.
- [26] Raimúndez C, Paz E. Adaptive mobile robots formation control using neural networks [C]. 2013 European Control Conference (ECC). IEEE, 2013: 884–889.
- [27] Kang S M, Ahn H S. Design and realization of distributed adaptive formation control law for multi–agent systems with moving leader [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 63(2): 1268–1279.
- [28] Hogg R W, Rankin A L, Roumeliotis S I, et al. Algorithms and sensors for small robot path following [C]. Proceedings 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2002, 4: 3850–3857.
- [29] Bae K H, Kim Y B, Choi Y K. A fuzzy compensated PID controller for formation control of mobile robots [C]. Proceedings of 2014 International Conference on Modelling, Identification & Control. IEEE, 2014: 123–128.
- [30] Xiao H, Li Z, Chen C L P. Formation control of leader – follower mobile robots’ systems using model predictive control based on neural–dynamic optimization [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(9): 5752–5762.
- [31] Knopp M, Aykin C, Feldmaier J, et al. Formation control using GQ ( $\lambda$ ) reinforcement learning [C]. 2017 26th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO–MAN). IEEE, 2017: 1043–1048.
- [32] Z Sui, Z Pu, J Yi, et al. Formation control with collision avoidance through deep reinforcement learning [C]. 2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Budapest, Hungary, 2019.

#### 作者简介:



王 帅(1996–), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为多移动机器人协同控制技术。



周乐来(1983–), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为智能机器人技术、机器人系统设计、优化与控制等。本文通信作者。



李贻斌(1960–), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为智能机器人技术、智能控制系统等。



路广林(1995–), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为机器人运动控制技术。

[引用格式] 王秋生, 贺云涛, 张晓辉, 等. 基于无人机航拍图像的车道线检测方法综述[J]. 无人系统技术, 2019, 2(5): 9-16.

# 基于无人机航拍图像的车道线检测方法综述

王秋生<sup>1</sup>, 贺云涛<sup>1</sup>, 张晓辉<sup>2</sup>, 刘莉<sup>1</sup>

(1. 北京理工大学宇航学院, 北京 100081; 2. 北京理工大学机电学院, 北京 100081)

**摘要:** 无人机在公路巡检、电力巡线等领域中有广泛的应用, 对于这类跟踪精度要求较高的特殊任务, 通过跟踪车道线确定航迹是提高跟踪精度的有效途径, 而车道线检测方法是其关键技术之一。首先介绍基于无人机航拍图像的车道线检测系统发展情况, 然后对实现车道线检测的两项核心技术的研究现状进行总结, 即车道线边缘特征提取技术和车道线拟合技术。并对传统方法和基于深度学习方法进行比较, 分析了现有车道线检测方法适用场景和局限性, 最后提出了未来在计算机视觉技术上的发展方向。

**关键词:** 无人机; 车道线检测; 边缘特征提取; 深度学习; 车道线拟合; 路径规划; 机器视觉

**中图分类号:** V19      **文献标识码:** A      **文章编号:** 2096-5915(2019)05-0532-08

## Review of Lane Detection Methods Based on UAV Aerial Images

WANG Qiusheng<sup>1</sup>, HE Yuntao<sup>1</sup>, ZHANG Xiaohui<sup>2</sup>, LIU Li<sup>1</sup>

(1. School of Aerospace Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

2. School of Mechatronical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

**Abstract:** UAVs are widely used in highway inspection, electric power inspection and other fields. For this kind of special task with high tracking accuracy requirements, tracking lane line to determine the track is an effective way to improve tracking accuracy, and lane detection is one of the key technologies. Firstly, the development of lane detection system based on UAV aerial images is introduced. Then, the research of two core technologies for lane line detection are summarized, namely lane line edge feature extraction technology and lane line fitting technology. Compared with the traditional method and the deep learning method, this paper analyzes the applicable scenarios and limitations of the existing lane line detection methods, and finally, the computer vision technology based future development direction is proposed.

**Key words:** UAV; Lane Detection; Line Edge Feature Extraction; Deep Learning; Lane Fitting; Path Planning; Computer Vision

## 1 引言

无人机技术发展迅速,以单、多目摄像头为代表的视觉传感器与无人机相结合,使得无人机广泛用于公路巡检、电力巡线、植保等低空测量和三维重建的技术领域中<sup>[1]</sup>。在公路养护和巡检等特殊任务中,要求跟踪路径精度高,且受地理条件的影响,传统的通过给定两个航迹点来确定航迹的方法无法满足跟踪精度要求。对于较为复杂的公路巡检等问题,需要一种精度更高的航迹规划方法,跟踪车道线就是一种精度较高的解决方案。

我国对于车道线的线型、颜色等有明确的规定,车道线相比于周围路面环境有着明显的梯度、灰度等边缘特征,根据这些特征可以实现车道线的检测和定位,进而实现对公路的识别和定位。通过对车道线进行跟踪来确定航迹,能够有效地提高道路跟踪的精度,满足公路巡检任务中对于航迹精度的要求。

随着计算机视觉技术发展和硬件平台性能提升,用于车道线检测任务的检测系统迅速发展。最初的车道线检测系统主要应用于车辆自动驾驶领

域,系统通过激光雷达、全球定位系统设备(GPS)、单/多目摄像机等传感器来获取车道线信息,利用车辆搭载的计算机进行车道线的提取和检测。2015年以来,随着无人机在公路巡检等任务场景中的应用,研究人员提出了基于无人机航拍图像的车道线检测系统,并得到了很快发展<sup>[2]</sup>。

车道线检测技术主要包括:车道线边缘特征提取技术和车道线拟合技术,即首先完成车道线特征提取,再对提取特征进行拟合完成车道线检测。车道线检测技术的发展主要经历了两个阶段:从传统的边缘检测逐渐过渡到利用深度学习的自主检测,检测方法的发展方向具有两个特点,即鲁棒性更高、实时性更好。

本文对基于无人机航拍图像的车道线检测方法进行研究,介绍车道线检测系统的发展情况,分析车道线检测核心技术的发展现状,并对目前技术发展存在的难点和未来发展趋势进行分析和展望。

## 2 车道线检测系统

### 2.1 车道线检测系统简介

根据《道路交通标志和标线》<sup>[3]</sup>规定,道路标线按照功能区分如下:

指示标线,指示车行道、行车方向、路面边缘、人行道等设施的标线;禁止标线,告示道路交通的遵行、禁止、限制等特殊规定,车辆驾驶人及行人需严格遵守的标线;警告标线,促使车辆驾驶人及行人了解道路上的特殊情况,提高警觉,准备防范应变措施的标线。

车道线检测任务中的检测目标是道路交通标线中指示标线类的车行道、路面边缘标线。对于公路巡检任务,车道边缘线是主要检测目标,目前已有的车道检测系统也主要针对该类目标进行识别和检测。规定中对车道线的线宽、线型等有明确的要求:指示标线宽10~20cm,线型和颜色包括白色虚线、白色实线、黄色虚线、黄色实线、双白虚线、双黄实线、黄色虚实线、双白实线。车道线相比于路面具有明显的颜色和梯度特征差异。

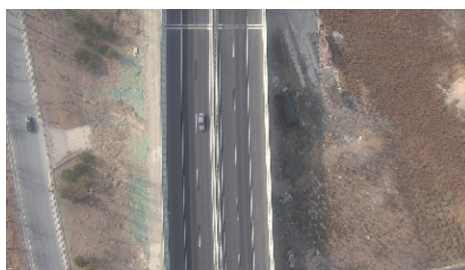
车道线检测系统主要任务是输入视觉传感器捕获的图像,输出车道线检测结果的显示。目前车道线检测系统大多应用于智能车的定位、导航、无人驾驶领域,如RALPH系统<sup>[4]</sup>、GOLD系统<sup>[5]</sup>、LDWs系统<sup>[6]</sup>等。国内车道线检测系统研究起步相对较

晚,但发展迅速:胡斌<sup>[7]</sup>等人提出了一种基于直线模型和ATN的THMR系统,用于机器人自主行驶;杨萍<sup>[8]</sup>利用CCD实现了一种简单的车道线检测系统;2012年,李松泽<sup>[9]</sup>在caffe平台基础上,提出了基于深度学习的车道线检测系统的实现方法,系统主要包括车道线标注、图片预处理、分割模型训练、车道线检测等模块。

随着无人机在公路巡检等任务场景的进一步应用,基于航拍图像的车道线检测系统也随之发展。基于无人机的车道线检测与基于智能车的车道线检测相比,主要存在两个不同点:第一、二者视觉传感器位置不同,图像视角差异明显,如图1所示,可见无人机航拍图像背景信息更复杂,路面信息占比相对较少,干扰信息较多;第二、无人机场景下的车道线目标相对狭长,检测距离要求更长。因此大部分基于智能车的车道检测系统技术并不适用于无人机。针对无人机公路巡检问题,需要设计适合处理航拍图像的车道线检测系统。



(a)智能车拍摄图片



(b)无人机航拍图片

图1 不同任务场景下的车道线图片对比

Fig. 1 Comparison of lane line pictures under different task scenarios

### 2.2 车道线检测系统组成

车道线检测系统通常需要完成图像采集、车道线检测和后处理显示等任务,对应硬件主要包括:

(1)传感器:用于进行道路信息采集,包括激光雷达、GPS、单目摄像头等。其中视觉传感器最为常

用,计算机视觉技术相比之下具有成本较低、信息丰富等优点,目前的车道线检测系统大多利用单目摄像头进行图像信息的采集。

(2)计算平台:用于车道线检测算法的实现,完成输入图像中车道线的提取工作。目前基于无人机航拍图像的车道线检测系统常用的计算平台有树莓派系列、NVIDIA TX系列等。深度神经网络在车道线检测方法中的应用使得算法对于计算机平台的浮点数计算能力要求较高,机载计算平台的计算能力很大程度限制了检测效果。

(3)显示设备:用于检测结果的显示。检测需要实时地显示检测结果来提供车道线信息。

车道线检测系统中的软件部分主要包括数据采集模块、车道线检测模块、结果后处理模块,具体功能如下:

(1)数据采集模块:用于读入视频和图像文件。

(2)车道线检测模块:是车道线检测系统的核心组成部分,通过该模块来实现对车道线提取和检测。一般的车道线检测系统中,该算法由车道线特征提取和车道线拟合两部分组成。除车道线检测算法外还包括实现图像显示的预处理步骤和边缘特征提取的OpenCV库,深度学习需要依赖的CUDA、cuDNN库、TensorFlow框架等软件依赖库。

(3)结果后处理模块:车道线检测结果显示。

### 2.3 车道线检测系统分类

根据车道线检测核心技术的不同,目前主流无人机载车道线检测系统可分为基于传统方法和基于深度学习的检测系统。

#### (1) 基于传统方法的检测系统

基于传统方法的检测系统是指依靠传统边缘检测方法来实现车道线检测。与路面相比,车道线具有更易区分的梯度、灰度等边缘特征,通过人为设计特征来实现车道线提取。罗林燕等<sup>[10]</sup>利用笔画宽度算法进行道路标线提取,构建了用于无人机航拍图像道路交通标线检测系统。唐涛<sup>[11]</sup>利用图像分割和聚类算法,完成了高速公路车道线检测和车辆分析软件的设计与实现,系统可以对输入的航拍高速公路图像进行车道识别和车辆违法行为检测。

#### (2) 基于深度学习的检测系统

基于深度学习的检测系统代替了传统方法中人为设计特征的步骤,由机器进行自主学习。赵凯

迪<sup>[12]</sup>基于卷积神经网络,设计了基于无人机的车辆和车道检测系统,系统获取无人机实时采集的视频图像,提供车流量的统计与显示、应急车道占用情况的检测与显示、飞行路线控制和历史信息显示等功能。基于深度学习的检测系统应用更加广泛,除了可以进行车道线提取外,也可以作为端到端的检测手段,Gansbeke等<sup>[13]</sup>设计了一种基于全卷积网络的端到端车道线检测系统,系统分为检测模块和后处理模块,检测模块利用神经网络实现输入视觉传感器的图像信息,输出车道线参数,在后处理模块完成车道线检测结果的显示。

无人机载车道线检测系统的工作流程一般如图2所示。车道线检测系统的核心技术包括车道线特征提取和车道线拟合定位,相关研究也集中在这两个方面。

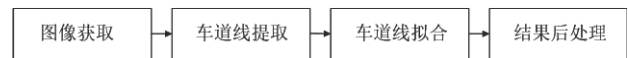


图2 车道线检测系统工作流程图

Fig. 2 Work flow chart of lane detection system

## 3 车道线边缘特征提取技术

车道线边缘特征提取技术是指对车道线的边缘特征进行检测从而提取车道线信息。研究人员将计算机视觉和图像处理领域的技术应用到车道线边缘特征检测和提取,其发展趋势是由传统边缘检测方法向深度学习过渡。

### 3.1 基于传统方法的边缘提取

人为设计特征进行提取是传统检测方法中的关键步骤,合理的特征设计有助于提高检测精度和速度。传统的车道线提取主要借助车道线和路面环境相比具有的边缘特征来进行车道线特征设计,目前常用的特征主要是梯度特征和颜色特征。

梯度特征是指车道线边缘和路面相比有较为明显的梯度变化,通过计算灰度图中不同方向的一阶导数或高阶导数,并搜索峰值来定位边缘,进而根据梯度的方向来确定边缘方向。通常使用边缘检测微分算子来对图像进行运算,李亚娣等<sup>[14]</sup>结合Otsu算法和Canny边缘检测算子,实现了夜间车道线检测。王楠<sup>[15]</sup>利用二值化处理 and 阈值分割在光照条件良好的条件下对车道线边缘进行检测并分类,但该方法对于复杂情况鲁棒性较差。Parajuli等<sup>[16]</sup>认为光照阴影问题可以采用局部梯

度特征进行克服。谢红韬等<sup>[17]</sup>则基于白平衡算法动态选取 Canny 检测算子的阈值,优化算法鲁棒性。王云鹏等<sup>[18]</sup>在 Canny 算子处理后的二值图像中得到中心道路线,在边缘检测图像中向两侧搜寻得到路侧车道线,但该方法要求图像中车道线必须保持水平且位于图片中央位置。李清泉等<sup>[19]</sup>首先进行灰度化处理、灰度校正以及平滑滤波,筛选阶跃边缘点、标线边缘点,并连接边缘点,最后进行假边缘的剔除,提取标线信息实现公路标线检测。

此外,车道线也具有较为明显的颜色特征,路面标识均为黄色或白色,因此也可以根据颜色特征来实现车道线提取。Cai 等<sup>[20]</sup>利用高斯统计颜色模型(G-SCM)在感兴趣区域提出车道线颜色,利用改进霍夫变换检测车道线,同时使用单通道图像坐标系与世界坐标系的对应关系计算车辆位置、偏航角以及车辆与车道线之间的位置。王怀涛等<sup>[21]</sup>将数据图像从 RGB 空间转换到 HSV 颜色空间,结合边缘特征实现了对黄色车道线的检测。葛嵩<sup>[22]</sup>基于颜色空间对航拍影像进行二值化处理,提取连通区域,进行骨架提取,简化平滑后得到最终检测结果。

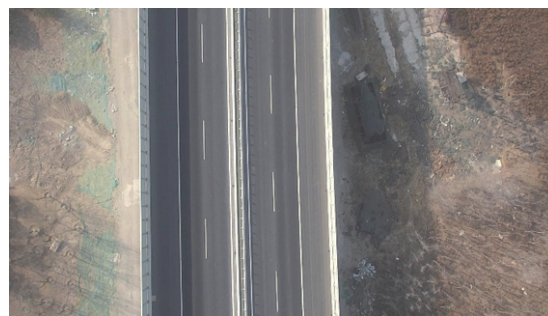
基于边缘特征的特征提取方法发展已经相对成熟,实现简单。该方法以车道线的边缘特征为基础,要求其边缘特征明显。当车道线磨损较为严重或遮挡情况时,边缘特征的提取极易受到噪声的干扰。检测方法很大程度依赖于人为设计特征的合理性,导致鲁棒性差。

### 3.2 基于深度学习的边缘提取

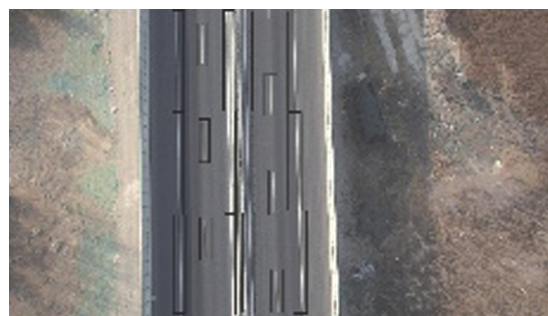
深度学习是机器学习的一种方法,通过模仿人脑神经网络,使计算机能模仿人类思考和理解;可通过学习一种深层非线性网络结构,实现复杂函数逼近,具有强大的从少数样本集中学习数据集本质特征的能力<sup>[23]</sup>。卷积神经网络(CNN)是深度学习网络的重要组成部分,是目前图像识别领域的重要工具,在图像识别、目标检测领域得以广泛使用。建立车道线数据库,用标记好的数据在神经网络训练模型,通过模型的自动学习来调整学习参数,可以避免人工设计特征。

基于深度学习的车道线检测检测方法可以分为两类:目标检测和图像分割,两种方法将车道线检测作为不同的任务利用卷积神经网络进行训练,

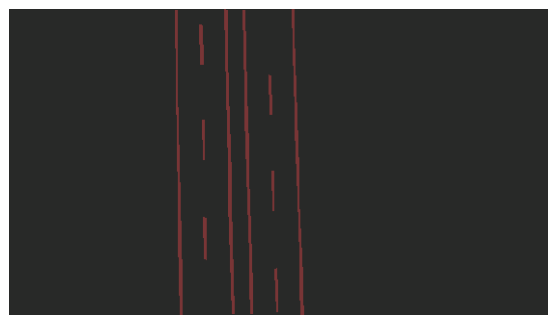
完成车道线的特征提取,两种图像处理任务示意图如图3所示。



(a)原始图像



(b)目标检测



(c)语义分割

图3 图像处理任务

Fig. 3 Image processing task

#### (1)目标检测

目标检测<sup>[24]</sup>是指从图像中定位感兴趣的目标,需要准确地判断每个目标的具体类别,并给出每个目标的边界框。

近年来用于目标检测的神经网络相关技术迅速发展,从最初2013年提出的R-CNN<sup>[25]</sup>,到之后的Faster R-CNN<sup>[26]</sup>、SSD<sup>[27]</sup>、YOLO<sup>[28]</sup>系列,基于深度学习的目标检测网络在开放检测数据集和实际应用中都有着出色的性能和表现。除了性能方面的提升优化,网络也向着轻量化发展,从面向PC端到面向移动端,这有助于将神经网络算法移植到适用于



飞行器的机载计算机,从而实现飞行器在线的车道线检测。

基于目标检测的车道线检测方法在车辆自动驾驶领域发展迅速。梁乐颖<sup>[29]</sup>先用传统的边缘检测方法检测出车道线的大致位置,之后利用CNN对车道线区域和非车道线区域进行筛选,提高检测准确率,同时使用R-FCN网络进行车道线检测。Kim等<sup>[30]</sup>介绍了一种将CNN和RANSAC相结合的车道线检测方法。在RANSAC方法的前后均加入了CNN网络。Huval等<sup>[31]</sup>修改了全卷积神经网络,在Overfeat模型的基础上,增加了由七个特征共享的卷积层组成的综合回归模块;两个分支网络分别完成车辆检测的回归任务以及车道线检测的二进制分类任务;但本文中只在高速公路且光照良好的条件下进行检测结果的评估,方法不具有普遍性。Li等<sup>[32]</sup>提出了一种融入图像空间结构信息的神经网络框架,建立用于处理外形与目标空间分布特征的多任务深度卷积神经网络,可以同时检测感兴趣区域内的目标以及目标几何属性,多任务卷积神经网络提供辅助的几何信息,帮助给定车道线结构后续建模,循环网络将自动检测车道线边界。

车辆自动驾驶场景下主要使用目标检测法进行车道线的检测和提取,视觉传感器中得到的车道线目标尺寸相对较大,适用于目标检测网络中的锚点框尺寸比例。但在无人机场景下,车道线目标相对狭长,进行前期数据标定时,难以利用目标检测网络的相应标注手段进行准确的数据标定,故该方法对无人机车道线检测问题适用性较差。

## (2) 图像分割

图像分割任务,是指将图像内容根据目标种类等语义进行分割,使得计算机可以识别图像,从而完成场景理解和认知任务。针对无人机车道线目标难以标定的问题,已有技术采用的是将车道线检测问题作为图像分割任务,通过对图像进行像素级别的分割标注完成前期的数据准备工作并进行后续训练。

在车道线检测问题中,一般利用全卷积神经网络作为网络模型,利用标记好车道线像素区域的数据集进行神经网络的训练,最终得到的模型可以实现输入航拍道路图像,输出分割后的二值图,其中车道线区域像素值为1,背景部分像素值为0。

赵凯迪<sup>[12]</sup>采用了自建的包括不同光照下白天和夜间的高速公路车道图片作为数据集,通过FCN(全卷积神经网络)来实现车道的语义分割,为了避免耗时过长的问题,将FCN网络裁剪至4层卷积层和1层反卷积层,在牺牲了检测精度的同时,耗时减少了93%。

Kestur等<sup>[33]</sup>针对无人机航拍图像,建立了样本容量为100张的航空影像数据集,同时提出了一种U-FCN网络,即形状类似U形的全卷积神经网络。将车道线检测问题作为图像分割问题,通过对数据库中的图片进行像素级别的标注,标注出车道线区域和非车道线区域,再进行后续检测,为基于无人机航拍图像的车道线检测问题提供了方法。该方法检测准确率较高,但所用时间较长,不具有实时性。

Azimi等<sup>[34]</sup>基于德国航空航天中心的VABENE++项目框架建立了车道标记数据集Aerial Lanes18 Dataset,该数据集主要针对高空无人机的遥感图像。他们将离散小波变换(DCT)引入到全卷积网络中,同时引入代价敏感系数来修正损失函数。将车道线检测问题作为图像分割问题,最后网络输出的是二值图像。其中的车道线部分为1,背景环境为0。该方法检测效果准确率高,且速度较快。

基于图像分割的方法在无人机载车道线检测技术中应用较多,检测精度较高。但该方法依赖于前期数据集的准备,因此存在的问题是已有数据集容量不够大、场景相对单一。目前国内外公开的车道线数据集主要集中于车辆自动驾驶和遥感图像领域,常见的数据集有:Kestur等<sup>[33]</sup>建立的无人机航拍图像数据集、AerialLanes18 Data Set<sup>[34]</sup>、加州理工视觉实验室的开放数据库<sup>[35]</sup>等。公开的航拍车道线数据集较少,一方面由于车道线检测技术具有一定商用性,各团队很少公开已标注的数据集,另一方面公开的数据集往往针对单一场景下的相应问题,数据量有限。特别是针对无人机任务场景,公开数据集更少,且数据集容量均相对较小。这主要是由于:1. 面向无人机的车道线检测技术研究相对较少,现有技术更集中于针对高空无人机遥感图像进行道路信息的提取,少有面向低空无人机的航拍图像数据;2. 数据集采集相对困难,深度学习要求数据集样本具有一定的差异性,而对于航拍道路图像,同一路段的数据样本具有高的相似性,极易出

现数据冗余的情况。数据集的相对缺失是该方法存在的主要问题。同时该方法对板载计算机性能要求较高,单张图片检测速度大约为 100ms,算法实时性较差。车道线的边缘特征检测方法对比如表 1 所示。

表 1 不同车道线检测方法对比

Tabel 1 Comparison of different lane detection methods			
检测方法	实质	适用场景	方法特点
传统方法	边缘检测	边缘特征明显 噪声干扰小	实现简单 鲁棒性差
深度学习 方法	目标检测任务	车辆自动驾驶	数据集相对成熟 网络性能更好
	图像分割任务	无人机航拍	适用于无人机 实时性差

#### 4 车道线拟合技术

通过车道线特征的提取,一般得到阈值分割后的二值图像,其中像素值为 1 的前景部分为提取的车道线信息,像素值为 0 的背景部分为非车道线区域,多数检测系统还引入了利用特定曲线模型来进行拟合的步骤,来提高检测效果以便结果的显示。车道线具有特定的线型,该步骤实质是利用特定数学模型(直线模型、抛物线模型、样条曲线模型)来拟合车道线,转化成模型参数求解问题。

目前,霍夫变换和最小二乘法是最常用的方法。张翀等<sup>[36]</sup>在利用 Sobel 算子和自适应双阈值完成边缘特征提取后利用经典霍夫变换,基于直线模型进行车道线的后续检测工作。周敏等<sup>[37]</sup>利用 Hough 变换对公路区域进行划分提取,阈值分割后得到二值图像,利用图像匹配去除重复区域,实现对道路标线进行提取和破损检测,但该方法只适用于直线车道线。朱亚萍等<sup>[38]</sup>利用数学形态学、大津算法和 Canny 算子进行处理后,使用霍夫变换结合最小二乘法进行车道线的检测定位,但只对室内微缩模型进行了测试。孙伟等<sup>[39]</sup>利用霍夫变换全局提取参数,并使用最小二乘法对直线车道进行参数拟合,具有较好的实时性。

上述方法都针对的是车道线为直线模型情况,而在实际的公路巡检任务中,道路信息十分复杂,单一的直线模型并不适用,还需要引入其

他更复杂的曲线模型进行拟合。唐涛<sup>[11]</sup>对车道线特征点进行聚类处理后,采用三次 B 样条曲线作为车道线模型,利用 RANSAC 和卡尔曼算法进行车道线模型参数拟合,对错误车道线结果进行剔除修正,该方法只针对高速公路车道线进行检测,场景较为单一。杨欢欢<sup>[40]</sup>分析了常见的车道线直线、曲线模型,设计了一种新型混合扫描模型,能够同时识别直线和曲线,在白天和夜晚都进行了实验,检测效果较好。何鹏等<sup>[41]</sup>采用的 Catmull-Rom 样条曲线模型对弯曲车道线有很好的拟合效果。王其东等<sup>[42]</sup>对弯曲车道线利用双曲线模型和直线模型拟合的车道信息进行车道线寻优,表现出较好的鲁棒性。Jung 等<sup>[43]</sup>提出一种基于改进的边缘分布函数(EDF),将输入的单帧图像分为“近视场区域”和“远视场区域”;近视场区域使用直线模型,远视场区域使用曲线模型;利用改进的霍夫变换检测两种模型对应的车道线位置。该方法适用于存在阴影、光照变化、路面破损等噪声干扰的环境;但该方法要求车道线为直线,且无其他线性结构的干扰。Aly<sup>[35]</sup>采用了贝塞尔样条曲线模型;Wang 等<sup>[44]</sup>采用双曲线模型;Haloi 等<sup>[45]</sup>假设巷道均为三次样条曲线模型并进行拟合。

车道线拟合建立在特定的几何模型基础上,一般来讲,简单模型拟合结果较差,但具有较好的鲁棒性,能有效抵抗噪声干扰;复杂模型能更加灵活地拟合车道线,但易受干扰且算法研究难度较大;单一的道路模型不能够使用于多变的路况场景。通过对提取特征的车道线信息进行参数拟合,可以输出更精确的检测结果,有助于无人机在后续道路跟踪任务中规划航迹。

#### 5 结束语

随着无人机技术和计算机视觉技术的进一步发展,未来无人机在智能交通等领域会扮演更加重要的角色。跟踪车道线技术可以满足公路巡检等特殊任务对于轨迹的高精度要求,帮助无人机更好地执行公路巡检等任务。然而现有车道线检测方法还存在需要进一步解决的问题。比如传统边缘检测方法存在人为设计边缘特征的局限性,无人机航拍图像存在公路隔离带和道路围栏等其他相似边缘特征干扰;用于无人机道路

跟踪的专用车道线数据集质量不高和数量不足,未来需要建立包含各类不同道路场景的道路航拍图像数据集;另外,检测方法实时性不够强,机载计算机计算能力和检测算法制约了车道线检测在飞行器上的在线应用,导致无人机对道路自主跟踪存在一定困难。

综上,车道线检测技术是实现无人机自主道路跟踪的关键技术之一。随着计算机视觉等相关技术的进一步发展,针对无人机道路检测的车道线检测技术势必会具有更精细的检测效果以及更高的鲁棒性、实时性,使得无人机更好地执行自主道路跟踪等任务。此外,也可推广该类算法并应用到电力巡线、石油管道巡检等任务场景,为生产和生活带来更大的便利。

### 参 考 文 献

- [ 1 ] 张莞玲. 无人机低空摄影测量系统的应用[J]. 冶金丛刊, 2017(4).
- [ 2 ] Zhou H, Kong H, Wei L, et al. Efficient road detection and tracking for unmanned aerial vehicle [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(1):297-309.
- [ 3 ] GB 5768.3-200, 道路交通标志和标线[S]. 北京:全国交通工程设施(公路)标准化委员会, 2012.
- [ 4 ] Wallace R, Stentz A, Thorpe C, et al. First results in robot road-following[C]. In Proceedings of the IJCM, 1985:1089-1095.
- [ 5 ] Bertozzi M, Broggi A. GOLD: a parallel real-time stereo vision system for generic obstacle and lane detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 1998, 7(1):62.
- [ 6 ] Li W, Gong X, Wang Y, et al. A lane marking detection and tracking algorithm based on sub-regions [C]. International Conference on Informative & Cybernetics for Computational Social Systems, 2014.
- [ 7 ] 胡斌, 何克忠. 基于分段直线模型和ATN的车道识别方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2006, 46(10):1762-1766.
- [ 8 ] 杨萍, 杨磊. 基于机器视觉的车道线检测系统的研究[J]. 新乡学院学报, 2017, 34(6):68-71.
- [ 9 ] 李松泽. 基于深度学习的车道线检测系统的设计与实现[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2016.
- [ 10 ] 湖南鲲鹏智汇无人机技术有限公司. 基于无人机低空航拍图像的道路交通标线检测方法及相关系统: 中国, 201810951206.0 [P]. 2018-09-28.
- [ 11 ] 唐涛. 航拍视频高速公路车道线检测技术研究[D]. 南京:东南大学, 2017.
- [ 12 ] 赵凯迪. 基于无人机的车辆和车道检测系统的设计与实现[D]. 西安:西安电子科技大学, 2018.
- [ 13 ] Gansbeke W V, Brabandere B D, Neven D, et al. End-to-end Lane Detection through Differentiable Least-Squares Fitting[C]. IEEE Conference Computer Vision and Pattern Recognition, 2019, arXiv:1902.00293.
- [ 14 ] 李亚娣, 黄海波, 李相鹏, 等. 基于Canny算子和Hough变换的夜间车道线检测[J]. 科学技术与工程, 2016, 16(31):234-237+242.
- [ 15 ] 王楠. 结构化道路车道线检测和分类识别算法研究[D]. 辽宁:辽宁大学, 2016.
- [ 16 ] Parajuli A, Celenk M, Riley H B. Robust lane detection in shadows and low illumination conditions using local gradient features [J]. Open Journal of Applied Sciences, 2013, 3(1):68-74.
- [ 17 ] 谢红韬, 杨斌, 张翠芳. 一种照度自适应车道检测算法及多核平台实现[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2017, 17(7):23-27.
- [ 18 ] 北京航空航天大学. 基于低空航拍图像的车道线自动识别方法: 中国, 201310409740.6[P]. 2014-01-08.
- [ 19 ] 武汉武大卓越科技有限责任公司. 一种基于线结构光三维测量的公路标线检测方法: 中国, 201610827906.X[P]. 2017-02-01.
- [ 20 ] Cai H, Hu Z, Huang G, et al. Robust road lane detection from shape and color feature fusion for vehicle self-localization [C]. International Conference on Transportation Information and Safety, 2017:1009-1014.
- [ 21 ] 王怀涛, 曹明伟, 邢皎玉. 基于HSV颜色空间与边缘特征的黄色车道线检测[J]. 北京汽车, 2017(3):14-18.
- [ 22 ] 千寻位置网络有限公司. 基于无人机航拍影像的车道线自动提取和识别方法: 中国, 201710450069.8[P]. 2017-11-07.
- [ 23 ] 孙志军, 薛磊, 许阳明, 等. 深度学习研究综述[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(8):2806-2810.
- [ 24 ] 尹宏鹏, 陈波, 柴毅, 等. 基于视觉的目标检测与跟踪综述[J]. 自动化学报, 2016, 42(10):1466-1489.
- [ 25 ] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2014.
- [ 26 ] Ren S, Girshick R, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137-1149.
- [ 27 ] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: single shot multibox detector [C]. European Conference and Computer Vision, Springer, Cham, 2016:21-37.
- [ 28 ] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [C]. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, NV, USA, 2016.

- [29] 梁乐颖. 基于深度学习的车道线检测算法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.
- [30] Kim J, Lee M. Robust lane detection based on convolutional neural network and random sample consensus [M]. Neural Information Processing, Spring International, Publishing, 2014:454-461.
- [31] Huval B, Wang T, Tandon S, et al. An empirical evaluation of deep learning on highway driving[J]. Computer Science, 2015, arXiv: 1054.01716.
- [32] Li J, Mei X, Prokhorov D. Deep neural network for structural prediction and lane detection in traffic scene [J]. IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems, 2017, 28(3):690-703.
- [33] Kestur R, Farooq S, Abdal R, et al. UFCN: a fully convolutional neural network for road extraction in RGB imagery acquired by remote sensing from an unmanned aerial vehicle[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2018:15.
- [34] Azimi S M, Fischer P, Korner M, et al. Aerial lanenet: lane-marking semantic segmentation in aerial imagery using wavelet-enhanced cost-sensitive symmetric fully convolutional neural networks [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018:1-19.
- [35] Aly M. real time detection of lane markers in urban streets [J]. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2008:7-12.
- [36] 张翀, 范新南. 基于直线模型的车道线实时检测方法[J]. 计算机工程与设计, 2012, 33(1):295-299.
- [37] 南京中设航空科技发展有限公司. 一种基于无人机航拍公路图像的公路标线破损检测方法: 中国, 201710908434.5[P]. 2018-02-16.
- [38] 朱亚萍, 李永强. 基于视觉的缩微车车道线检测[J]. 杭州电子科技大学学报, 2017, 37(1):57-61.
- [39] 孙伟, 张小瑞, 唐慧强, 等. Hough 变换和最小二乘拟合的车道线协调检测[J]. 光电工程, 2011, 38(10):13-19.
- [40] 杨欢欢. 基于视觉的无人机巡线算法的研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2017.
- [41] 何鹏, 高峰, 魏厚敏. 基于 Catmull-Rom 样条曲线的弯曲车道线检测研究[J]. 汽车工程学报, 2015, 5(4):276-281.
- [42] 王其东, 魏振亚, 王乃汉, 等. 基于投影统计与双曲线拟合的车道识别算法[J]. 中国机械工程, 2019, 30(4):393-399.
- [43] Jung C R, Kelber C R. Lane following and lane departure using a linear-parabolic model [J]. Image & Vision Computing, 2005, 23(13):1192-1202.
- [44] Bai L, Fairhurst M, Wang Y. Robust road modeling and tracking using condensation [J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2008, 9(4):570-579.
- [45] Haloi M, Jayagopi D B. A robust lane detection and departure warning system [C]. IEEE Intelligent Vehicles Symp, Seoul, South Korea, 2015.

#### 作者简介:



王秋生(1997-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为飞行器智能感知与控制。本文通信作者。



贺云涛(1990-), 男, 实验师, 主要研究方向为飞行器智能感知与控制。



张晓辉(1988-), 男, 博士后, 主要研究方向为新能源飞行器总体设计与能源管理。



刘莉(1964-), 女, 博士, 教授, 主要研究方向为飞行器总体设计。

[引用格式] 刘钰, 张驰, 李焱辰, 等. 基于OBB表示的交通场景多传感数据操纵[J]. 无人系统技术, 2019, 2(5): 17-23.

# 基于OBB表示的交通场景多传感数据操纵

刘钰<sup>1</sup>, 张驰<sup>1,3</sup>, 李焱辰<sup>2</sup>, 李力<sup>4</sup>, 刘跃虎<sup>1,3</sup>, 郑南宁<sup>1</sup>

- (1. 西安交通大学人工智能与机器人研究所, 西安 710049;
2. 西安交通大学软件学院, 西安 710049;
3. 陕西省数字技术与智能系统重点实验室, 西安 710049;
4. 清华大学自动化系, 北京 100083)

**摘要:** 包含诸如危险驾驶行为的边界交通场景, 蕴含着影响无人驾驶环境感知智能算法的不利因素, 是无人驾驶离线测试中考察算法正确性和环境适应性的有力测试数据, 但往往难以直接采集获取, 导致样本数据稀缺。对此, 旨在探究生成边界交通场景多传感数据的简化3D操纵空间表示方法, 通过对多模态传感数据的操纵, 实现边界交通场景数据的生成。为平衡操纵空间的几何连续性与图元复杂度需求, 引入方向包围盒表征边界交通场景中的交通参与者与道路。进一步, 为降低操纵空间的构建开销, 提出局部路面渐进式OBB构建方法, 动态增加道路几何约束, 改善了视觉传感数据的生成效果。实验结果表明, 道路环境感知算法对所生成的边界交通场景数据表现敏感, 可以用于丰富无人驾驶现有感知智能算法离线测试的测试用例。

**关键词:** 方向包围盒; 操纵空间表征; 边界交通场景; 视觉数据生成; 数据操纵; 无人驾驶离线测试  
**中图分类号:** TP37      **文献标识码:** A      **文章编号:** 2096-5915(2019)05-0540-07

## OBB-based Multi-Sensor Data Manipulation of Traffic Scenarios

LIU Yu<sup>1</sup>, ZHANG Chi<sup>1,3</sup>, LI Yaochen<sup>2</sup>, LI Li<sup>4</sup>, LIU Yuehu<sup>1,3</sup>, ZHENG Nanning<sup>1</sup>

- (1. Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
2. School of Software Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
3. Shaanxi Key Lab of Digital Technology and Intelligent Systems, Xi'an 710049, China;
4. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Critical traffic scenarios, such as scenarios with dangerous driving behaviors, contain challenging conditions that affect the performance of unmanned vehicles' cognitive algorithm. They are powerful test data in simulation testing for autonomous vehicles. However, the acquisition of critical traffic scenarios is difficult, resulting in few samples. Faced with this, we aim to explore the simplified representation of 3D manipulating space for generating multi-sensor data of critical traffic scenarios. In this paper, this data is generated by manipulating the existing multimodal sensor data. In order to balance the requirements of excellent geometric continuity and low graphics complexity, OBB (Oriented Bounding Box) is introduced to represent the traffic participants and roads in the critical traffic scenarios. Furthermore, for low expense of manipulating space's construction, we propose a gradual construction of bounding box for regional road areas method to add road geometric constraints, which improves the visual effect. The experimental results show that the cognitive algorithm is sensitive to the generated critical traffic scenarios, so they can enrich the testing dataset of simulation testing for autonomous vehicles.

**Key words:** OBB (Oriented Bounding Box); Manipulating Space Representation; Critical Traffic Scenarios; Visual Data Generation; Data Manipulation; Simulation Testing for Autonomous Vehicles

## 1 引言

无人驾驶环境感知算法的离线测试需要大量、多样、典型交通场景数据以尽可能覆盖自主行驶遇到的交通状况,特别是蕴含影响感知算法性能的不利条件的交通场景,称之为边界交通场景<sup>[1]</sup>,如交通事故场景、施工场景、危险驾驶场景等。边界交通场景的多传感数据是无人驾驶离线测试考察道路环境认知智能算法正确性和环境适应性的有力测试数据<sup>[2]</sup>。由于其出现概率小、持续过程短,导致现场采集数据困难。因此,本文面临如何从已有传感数据生成边界交通场景数据的问题,其本质是在操纵空间对场景内容的改变。从操纵空间的维度来讲,对场景内容操纵可以分为2D图像编辑与3D空间操纵。

传统的基于2D图像编辑方法在图像内容操纵方面已经取得一定的进展<sup>[3]</sup>。但2D图像是三维世界的二维光学采样,2D图像编辑忽略了自然世界的三维本质属性<sup>[4]</sup>,容易产生包含错误空间位置关系的场景外观,如由于缺乏道路几何约束,新加入的车辆在视觉上容易发生浮于空中或是陷入路面的情形。此外,图像平面上的二维操纵无法真实反映现实世界中的旋转等三维操纵。因此,从已有传感数据生成边界交通场景数据可以看作是在3D操纵空间改变场景内容的过程。

现有的3D空间操纵方法一般遵循由真实数据获取、场景3D重建、场景操纵到新数据生成的流程<sup>[5]</sup>。具体地,交通场景操纵技术通过从真实道路

场景数据中获取道路几何形状属性,构建交通场景模型,再利用仿真传感器模型生成变化后的交通场景传感数据<sup>[6]</sup>,所生成交通场景传感数据的真实感与建模精细程度正相关。由于同一时刻同一位置所采集的多传感数据反映相同的交通场景,其场景内容具有语义一致性,即图像数据的语义信息会随着场景点云数据的改变而改变。因此,相较于针对道路几何与语义功能精确建模生成对车辆运动的精细约束,通过对点云与图像数据中的路面及道路边界的估计即可构成有效的运动约束。此外,原始场景数据包含大量形状信息及外观信息,能够满足新场景数据生成的需要。

基于以上观点,本文研究生成边界交通场景多传感数据所需的简化3D操纵空间表示方法,通过对多模态传感数据的操纵与复用,实现边界交通场景数据的快速生成。本文主要关注包含危险驾驶行为的边界交通场景,如逆向行驶、右侧超车等。方向包围盒(Oriented Bounding Box, OBB)具有图元关系简单、特征明显、描述参数少的特点,是交通参与者的最简3D描述。本文提出OBB的操纵空间表征,通过复用原始场景多传感数据中的形状信息及外观信息,实现从真实数据获取、基于方向包围盒的3D空间操纵到数据合成过程,操纵道路场景点云与图像数据生成新的边界交通场景数据,如图1所示。

本文的主要贡献:

(1)提出OBB的操纵空间表征,有效提升交通

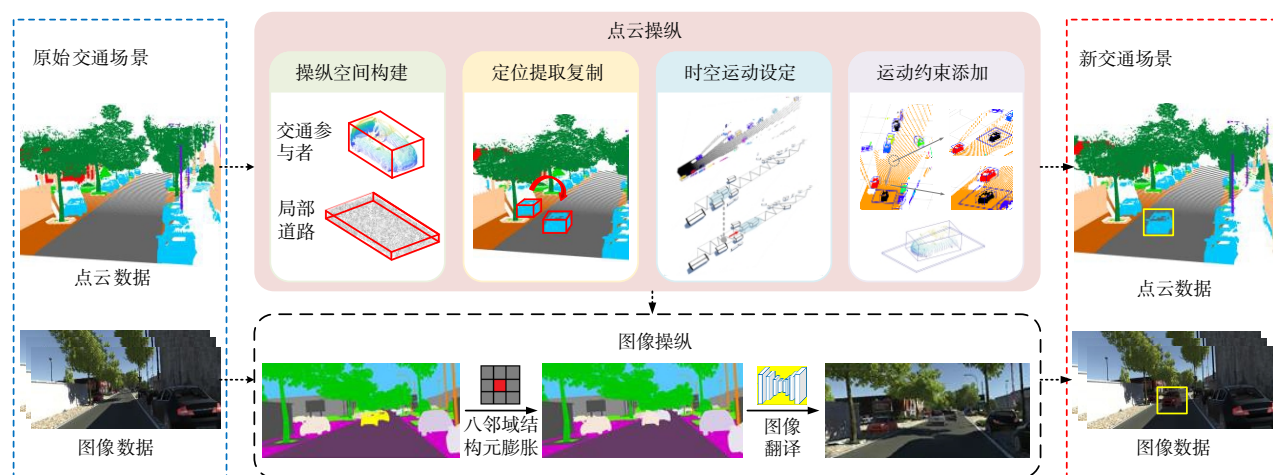


图1 4D (1D时-3D空)多传感数据操纵实现流程

Fig. 1 Implementation process of 4D (1D for time and 3D for space) manipulation for multi-sensor data

元素定位与提取效率。提出局部路面的渐进式OBB构建方法,从而动态添加路面几何约束,改善交通场景的视觉传感数据生成效果。

(2) 提出产生边界交通场景数据的时-空操纵方法,实验验证了所生成的边界交通场景数据对道路环境感知算法的影响,是丰富无人驾驶离线测试用例的有效途径之一。

## 2 基于OBB的简化操纵空间表示

3D操纵空间表征是场景内容操纵的基础问题。当前常见的3D操纵空间表征可以分为栅格化形式如体素,几何形式如点云、多边形网格等<sup>[7]</sup>。由于三维物体的几何形状信息集中在表面,体素表征方式具有信息稀疏性,造成内存占用与计算复杂度高等问题<sup>[8]</sup>;多边形网格是广泛使用的3D操纵空间表征形式<sup>[9]</sup>,几何连续性描述佳,内存占用低,但其图元关系与组合连接模式复杂,在转换和形变时需要进行大量的图元连接<sup>[10]</sup>;激光点云为无人驾驶常用的传感数据,虽然包含丰富的三维信息,但对三维几何的连续性描述不足<sup>[11]</sup>,操纵不便,如定位、提取操纵对象困难,添加道路几何约束复杂等。为避免上述问题,本文提出构建OBB表征的简化操纵空间,其特点是图元关系简单、特征明显、描述参数少。在操纵空间中,OBB的表示参数由其位置参数 $(x, y, z)$ (OBB几何中心在所定义坐标系下的空间位置坐标; $x, y, z$ 分别代表横轴、纵轴、竖轴坐标)、旋转参数 $(\alpha, \theta, \gamma)$ (OBB三个正交边相对于所定义坐标系三个轴的旋转角度; $\alpha, \theta, \gamma$ 分别为OBB的俯仰角、方位角与侧倾角)及尺寸参数 $(w, l, h)$ (分别为宽、长、高)组成。

在生成边界交通场景数据的操纵过程中,交通参与者是危险驾驶行为的来源之一,道路几何给予交通参与者充分的运动约束,因此本文重点关注道路与交通参与者在操纵空间中的简化表示。对于交通参与者,通过聚类得到其OBB表示。对于道路几何,为降低操纵空间的构建开销,提出局部路面的渐进式OBB构建方法来动态添加运动约束。

### 2.1 交通参与者OBB表示的聚类生成

本文首先探究交通参与者的实例级别OBB简化表示。由于输入点云数据的语义信息仅包含类别信息,缺乏区分不同实例的描述信息。考虑到点间距离能够实现点对云簇的有效空间划分,即相同

实例点云簇中的点间距离较近,不同实例点云簇中的点间距离较远。因此,本文利用欧氏距离作为相似度度量,将点云聚类为表示不同交通参与者的点云簇,从而估计其OBB表示参数。具体步骤如下:

首先通过对已有点云数据的预处理,去除背景元素如建筑物、树木等。采用基于欧氏距离的聚类方法对其中的交通参与者进行实例级聚类。剔除无效点,对每一有效点在其设置半径范围的球域内寻找邻接点。若该点与查询点的欧氏距离在设置半径范围以内即为查询点的邻接点。查询点与邻接点赋予相同的标签,按照标签对点云进行聚类分割得到点云簇。

得到点云的聚类结果后,对每一点云簇找到其OBB。获取每一个点云簇的凸包并排除凸包内部的点,这些点对后续计算无用。继而计算凸包每一个面的角度,找到点云簇的外接OBB。

### 2.2 局部路面的渐进式OBB构建

交通参与者在操纵空间运动时受到道路几何约束。若不考虑此运动约束,所产生数据会出现不合理的空间位置关系,如车辆陷入路面等情况。因此,建立道路的OBB表示,引入道路几何约束,可获得交通参与者更为精确合理的位姿。

由于真实道路通常是不平坦的,如果使用简单平面拟合路面OBB会引入较大误差。然而精细几何模型描述路面会带来图元连接多、结构复杂、内存占用高的问题。本文假设交通参与者所处局部路面区域是平坦的。为新增交通参与者添加道路几何约束时,实际仅需估计所处局部路面法向信息,使新增交通参与者OBB底面法向与其保持一致。

由此,本文提出局部路面的渐进式OBB构建方法动态添加道路几何约束。每一时刻以运动交通参与者重心的2D位置为中心,选取尺寸为 $(w', l', h')$ 的局部路面点云构建OBB。本文中设置 $w' = w^v + 1, l' = l^v + 1, h' = 0.3\text{m}$ , $(w^v, l^v, h^v)$ 为交通参与者OBB尺寸参数。基于局部路面OBB与交通参与者OBB,交互设定交通参与者运动的道路几何约束,如图2所示。假定 $t_0$ 时刻,新增交通参与者OBB的2D位置坐标为 $(x_0^v, y_0^v)$ ,方位角为 $\theta_0^v$ ,尺寸为 $(w^v, l^v, h^v)$ 。以 $(x_0^v, y_0^v)$ 位置为中心,选取尺寸为 $(w^v + 1, l^v + 1, 0.3)$ 的局部路面点云进行OBB构建,得到其旋转参数 $(\alpha_0^v, \theta_0^v, \gamma_0^v)$ 。通过坐标系变换,令新增交通参与者

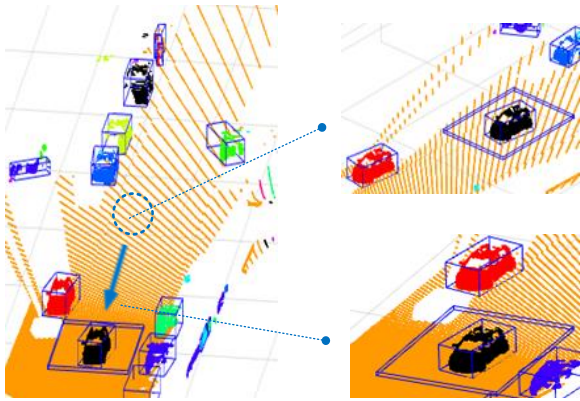


图2 局部路面的渐进式OBB构建

Fig. 2 Gradual construction of regional road area's bounding box

OBB的旋转参数为 $(\alpha'_0, \theta'_0, \gamma'_0)$ ,得到其新的三维位置坐标。以此类推,每一运动时刻交互设定交通参与者运动的道路几何约束。

### 3 交通场景多传感数据生成

如图1所示,操纵车辆OBB生成交通场景多传感数据的一般流程是:先基于OBB操纵空间交互控制车辆点云簇的空间变换,而后将场景点云的改变作用在图像上。本文利用场景点云中尺寸近似车辆的几何外观构建所控制车辆的完整点云,从而生成指定运动位姿下的新点云视图,并投影在场景语义图像上,最终通过图像翻译网络生成具有真实纹理的图像数据。

#### 3.1 车辆完整点云构建

操纵交通参与者生成与原始场景不同的驾驶行为往往意味着交通参与者位姿的改变,存在生成新视图的需求。受激光雷达的物理特性影响,所获取的点云与视点位置、方向相关,通常不能完整描述交通参与者的几何外观。仅利用这些信息无法满足生成新点云视图的需求。点云序列中存在与视点方向呈不同角度的交通参与者,能够潜在满足交通参与者完整点云的生成需求。对于交通参与者,本文重点关注车辆。

本文根据OBB描述的车辆尺寸信息,检索指定车辆的最近似几何外观,利用对称性先验信息指导点云拼接融合,最终构建车辆完整点云信息,如图3所示。

#### 3.2 边界交通场景图像数据生成

操纵改变场景点云后,需要将内容改变作用到图像域以生成边界交通场景图像数据。

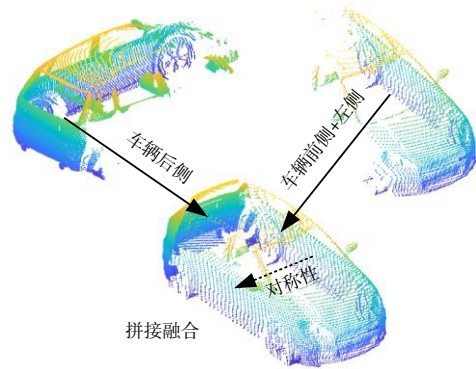


图3 车辆完整点云构建

Fig. 3 Construction of the vehicle's complete point cloud

一种直观的思路是将改变的点云数据借助空间变换关系投影到图像上。但是点云数据具有稀疏性,很难在复杂纹理情形下获得连续的投影外观。近年来,从语义图像生成真实纹理的图像翻译方法取得了长足的进展<sup>[12]</sup>。据此,本文将新增车辆点云投影到纹理简单、颜色单一的语义图像上,如图4(a)黄色区域所示。并采用基于八邻域结构元膨胀方法填补投影的不连续外观,如图4(b)所示。最后,通过图像翻译网络pix2pixHD<sup>[13]</sup>生成具有交通场景纹理的图像。训练步骤中,使用2126张来源于vKITTI数据集<sup>[14]</sup>,尺寸为1242×375的RGB图像数据与对应的语义图像数据输入网络,生成具有真实感的边界交通场景图像数据,如图4(c)所示。

## 4 实验验证与分析

### 4.1 道路几何约束的生成图像效果对比

引入道路几何约束前后所产生的一组语义图像如图5所示。根据场景点云数据,此场景道路右侧高于道路左侧。从图5可以看出在无道路几何约束时,新加入车辆出现陷入路面的情况,而引入道路几何约束后,车辆在生成图像中的空间位置关系符合常理。

### 4.2 边界交通场景生成案例

通过设置新增交通参与者的时-空运动,产生边界交通场景数据,部分实验结果展示于图6。场景中一辆车行驶于道路中央,另一辆车抢道超车,造成两辆车相撞。这是一个典型的边界交通场景,其中包含了诸多影响交通场景复杂度的危险驾驶行为。





(a) 投影所得的不连续外观结果



(b) 填补所得的连续外观结果



(c) 图像翻译所得的边界交通场景图像

图 4 边界交通场景图像数据生成

Fig. 4 Generation of critical traffic images

### 4.3 边界交通场景对车辆检测算法影响程度测试 为测试所生成的边界交通场景数据对无人车

环境感知智能算法性能的影响,我们使用在 MS COCO 数据集上预训练的 Mask R-CNN<sup>[15]</sup>网络在生成图像上进行车辆检测。

考虑到车辆检测算法性能变差也可能是图像质量的原因,我们选取常用的结构相似性 (Structural Similarity Index, SSIM) 和峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) 作为图像质量评价指标。将原始 RGB 图像作为参考图像,分别衡量其与利用原始语义图像通过图像翻译网络产生的交通场景图像 (翻译图像) 和经过操纵后生成的语义图像通过网络产生的边界交通场景图像 (生成图像) 之间的相似度。结果表明所产生的图像质量退化主要来源于图像翻译网络而非操纵过程。

对于车辆检测结果,我们选择 Precision、Recall 和 F1-measure 作为评价指标,Mask R-CNN 算法的车辆检测结果见表 1。可以看出在翻译图像上,算法性能稍有下降,表明图像翻译网络对结果有一定的影响。继而对比生成图像与翻译图像上的测试结果,两者图像质量相近,但在生成图像的测试,车辆检测算法性能下降明显。这表明所产生的边界交通场景数据对算法性能有明显影响,可以用于测试智能算法对不同交通场景的适应性。

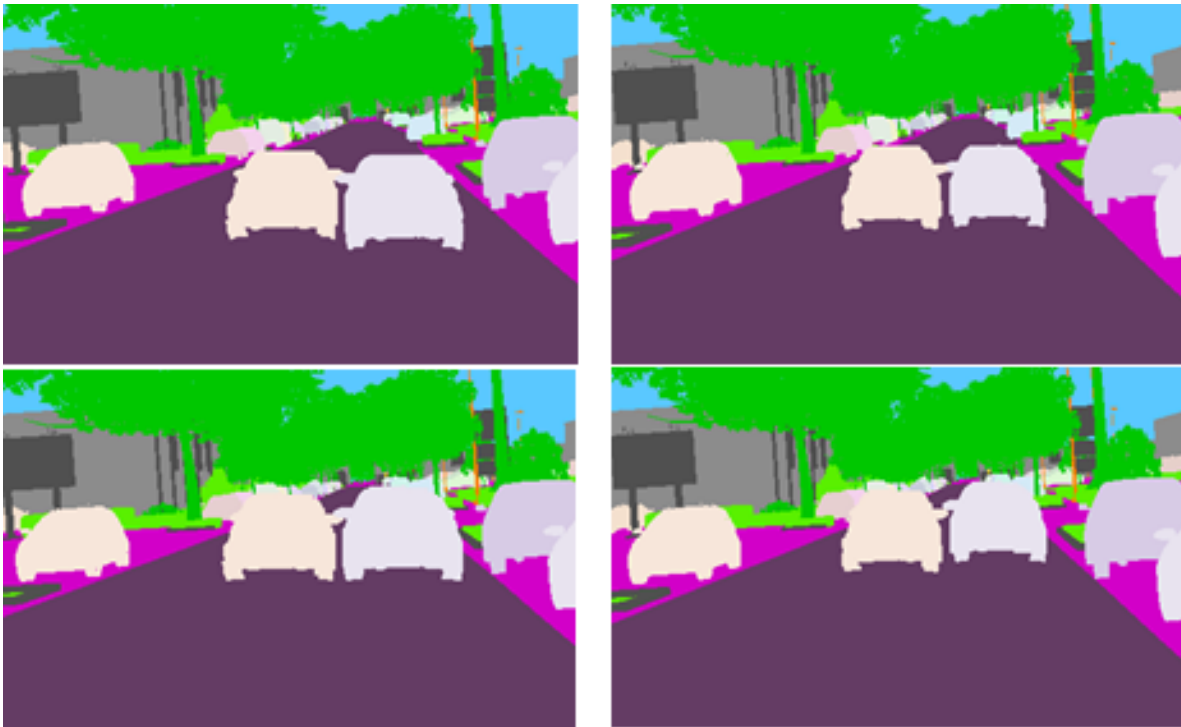


图 5 引入道路几何约束前后的效果对比 (上:引入道路几何约束前,下:引入道路几何约束后)

Fig. 5 Effect of adding road geometric constraints

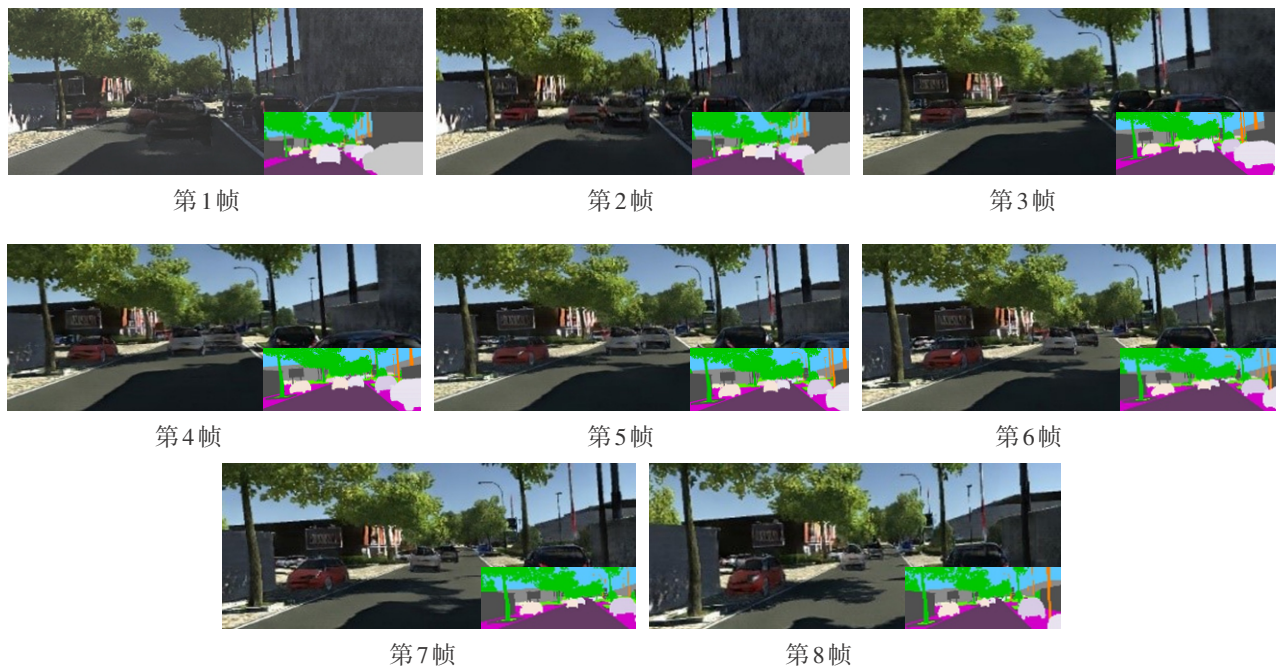


图6 边界交通场景生成示例 (大图为图像翻译网络生成的交通场景图像,右下角为其对应语义图像)

Fig. 6 The generated critical traffic scenarios

表1 Mask R-CNN算法在所生成场景上的车辆检测结果  
Table 1 The vehicles detection results of Mask R-CNN tested on generated scenarios

评价指标	原始RGB图像	翻译图像	生成图像
结构相似性	-	0.6757	0.6610
峰值信噪比	-	18.9447	18.6078
Precision	0.8200	0.7872	0.6125
Recall	0.2818	0.2543	0.1684
F1-measure	0.4194	0.3844	0.2642

## 5 结论

本文所讨论方法的目的是通过对交通场景内容进行4D操纵产生新的边界交通场景数据。为使操纵更为便捷准确,提出利用OBB表征的操纵空间完成4D操纵。为引入道路几何约束,本文提出局部路面的渐进式OBB构建方法,改善了视觉数据生成效果。实验结果表明,道路环境感知算法对所生成的边界交通场景数据敏感,可以用于丰富无人驾驶环境感知智能算法离线测试的测试用例。

## 参考文献

- [ 1 ] Chen Y, Chen S T, Zhang T Y K, et al. Autonomous vehicle testing and validation platform: integrated simulation system with hardware in the loop\* [C]. The 2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2018.
- [ 2 ] Zhang C, Liu Y H, Zhang Q L, et al. A graded offline evaluation framework for intelligent vehicle's cognitive ability [C]. The 2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2018.
- [ 3 ] Lalonde J F, Hoiem D, Efros A A. Photo clip art [J]. Acm Transactions on Graphics, 2007, 26(3):1-10.
- [ 4 ] Kholgade N, Simon T, Efros A, et al. 3D object manipulation in a single photograph using stock 3D models [J]. ACM Transactions on Graphics, 2014, 33(4):1-12.
- [ 5 ] Zhang C, Liu Y H, Zhao D C, et al. RoadView: A traffic scene simulator for autonomous vehicle simulation testing [C]. The 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Qingdao, 2014.
- [ 6 ] Li Y C, Liu Y H, Zhang C, et al. The "floor-wall" traffic scenes construction for unmanned vehicle simulation evaluation [C]. The 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Qingdao, 2014.
- [ 7 ] Zhu J Y, Zhang Z T, Zhang C K, et al. Visual object networks: image generation with disentangled 3D representation [C]. The 32nd Conference on Neural Information Processing Systems, Montreal, 2018.
- [ 8 ] Kalogerakis E, Averkiou M, Maji S, et al. 3D shape segmentation with projective convolutional networks [C]. The 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, 2017.
- [ 9 ] Yi L, Su H, Guo X W, et al. SyncSpecCNN: Synchronized

- spectral CNN for 3D shape segmentation [C], The 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, 2017.
- [10] Rezende D J, Eslami S M A, Mohamed S, et al. Unsupervised learning of 3D structure from images [C]. The 30th Conference on Neural Information Processing Systems, Barcelona, 2016.
- [11] Fan H, Su H, Guibas L. A point set generation network for 3D object reconstruction from a single image [C]. The 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, 2017.
- [12] Zhu J Y, Park T, Isola P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks [C]. The 2017 IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, 2017.
- [13] Wang T C, Liu M Y, Zhu J Y, et al. High-resolution image synthesis and semantic manipulation with conditional GANs [C]. The 2018 IEEE/CVF on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, 2018.
- [14] Gaidon A, Wang Q, Cabon Y, et al. Virtual Worlds as proxy for multi-object tracking analysis [C]. The 2016 IEEE on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, 2016.
- [15] He K M, Gkioxari G, Dollár P, et al. Mask R-CNN [C]. The 2017 IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, 2017.

#### 作者简介:



刘钰(1997-),女,硕士研究生,主要研究方向为无人驾驶离线测试与评估、计算机视觉、计算机图形学。



张驰(1990-),男,博士研究生,主要研究方向为无人驾驶离线测试与评估、计算机视觉、计算机图形学。



李垚辰(1987-),男,博士,讲师,主要研究方向为智能交通系统、视频图像处理、计算机视觉。



李力(1979-),男,博士,副教授,主要研究方向为智能交通系统和智能汽车、智能控制和感知。



刘跃虎(1962-),男,博士,教授,主要研究方向为计算机视觉与模式识别、网络媒体计算与可视化、人机交互与增强现实。本文通信作者。



郑南宁(1952-),男,博士,教授,中国工程院院士,主要研究方向为计算机视觉与模式识别、认知计算、人工智能系统及其先进计算架构。

[引用格式] 房建武, 王贺, 薛建儒, 等. 基于视觉和激光数据融合的3D多目标跟踪[J]. 无人系统技术, 2019, 2(5): 24-29.

# 基于视觉和激光数据融合的3D多目标跟踪

房建武<sup>1,2</sup>, 王贺<sup>1</sup>, 薛建儒<sup>2</sup>, 许宏科<sup>1</sup>

(1. 长安大学电子与控制工程学院, 西安 710064; 2. 西安交通大学视觉认知计算与智能车实验室, 西安 710049)

**摘要:** 多目标跟踪是自动驾驶领域的一个重要研究课题。通过精准和有效的跟踪, 自主车辆可以获知视野内车辆的速度并做出相应的运动规划。不同于大多数单独使用视觉或3D激光雷达数据的方法, 致力于融合当前自动驾驶车辆上标准配置的相机和激光雷达获得的视觉和3D点云信息, 从而达到跟踪感知物体的目的。首先, 使用匈牙利算法作为基本模型来关联相邻帧间的每一个物体的3D点云。之后, 使用RGB图像中的外观特征和3D点云的几何特征来纠正由于物体相近导致的目标索引(ID)互换。在新公开的BLVD数据集上进行算法评估, 结果表现出了良好的跟踪性能。

**关键词:** 无人车; 多目标跟踪; 数据融合; 匈牙利算法; 3D点云; 机器视觉

**中图分类号:** TP391.4      **文献标识码:** A      **文章编号:** 2096-5915(2019)05-0547-06

## Multiple 3D Object Tracking with RGB and 3D-LiDAR Data Fusion

FANG Jianwu<sup>1,2</sup>, WANG He<sup>1</sup>, XUE Jianru<sup>2</sup>, XU Hongke<sup>1</sup>

(1. School of Electronic and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China;

2. Visual Cognitive Computing and Intelligent Vehicles Lab, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** Multiple object tracking (MOT) is a fundamental problem in the autonomous driving research community. Through accurate and efficient tracking, ego-vehicle can get the location velocity of surrounding objects and make a reasonable future motion planning. Different from most of the methods adopting the RGB or 3D-LiDAR data independently, this paper aims to track the perceived objects by fusing RGB and 3D-LiDAR data, the standard sensor configuration in current autonomous vehicles. Specifically, we firstly use Hungarian algorithm as a backbone model to associate the 3D point cloud of each object in adjacent frames. Then, we fully explore the appearance feature in RGB frame and geometrical feature in 3D point cloud to restrict the wrongly associate target IDs because of the interaction of near objects. We evaluate our method on the newly proposed BLVD dataset, and show the favorable performance.

**Key words:** Unmanned Vehicle; Multiple Object Tracking; Data Fusion; Hungarian Algorithm; 3D-LiDAR Data; Machine Vision

## 1 引言

行车的3D多目标跟踪是交通场景理解的一个核心问题, 由于在自动驾驶, 机器人导航和移动识别<sup>[1-3]</sup>等领域上的广泛应用而获得了很多关注。多目标跟踪的任务主要是将连续帧间的目标关联起来并获得运动轨迹。近年来, 研究者们提出了许多基于RGB视觉数据的方法。然而, 由于外观相似、

物体交互、频繁遮挡等问题, 多目标跟踪领域仍面临诸多挑战。

本文致力于融合RGB视觉和3D激光雷达数据进行物体表示和跟踪。对于不同的物体, RGB图像有丰富的语义和颜色信息, 而3D点云有精准的定位、朝向和几何线索。基于此, 结合3D点云数据和RGB数据, 在物体跟踪中遇到的尺度变化、遮挡等问题可以被大幅弱化。而最重要的挑战性因素变

收稿日期: 2019-08-03; 修回日期: 2019-08-17

基金项目: 国家自然科学基金(61751308, 61773311, 61603057)

成如何解决多帧关联过程中的ID互换问题和ID一致性问题。

现有对于多传感器融合的3D多目标跟踪方法可以分为基于滤波器的方法<sup>[4]</sup>、基于分类的方法<sup>[5]</sup>以及基于深度学习的方法<sup>[6]</sup>。基于滤波器和基于分类的方法分别依靠于概率、统计、假设和约束目标分类函数。基于深度学习的方法通常使用卷积神经网络来优化对象之间的相似性并实现端到端的跟踪任务。在多目标跟踪问题中,由于目标函数和约束条件已知,优化算法能够取得较好的效果。其中,匈牙利算法<sup>[7]</sup>是一种在多项式时间内求解任务分配问题的组合优化算法,被广泛用于多帧目标集之间的度量和匹配。但是,面对本文涉及的多目标跟踪问题,匈牙利算法存在一个缺陷是由对象间距离过近导致ID互换。图1是一个ID互换的例子。其中,ID 8的骑者对ID 9骑者的超车行为导致ID互换,即初始ID 8的骑者在超车ID 9骑者后,其ID变为了9。因此,我们提出了一种有效的融合方法来利用多传感器在对象关联中的优势抑制这种问题。具体来说,本文使用匈牙利算法作为基本框架,其相邻帧物体间的距离作为构建关联矩阵的参数,求当前帧中每一个对象到下一帧中相关对象的最小距离路径组合。为了解决ID互换的问题,本文进一步将RGB图像中的外观线索和3D激光雷达数据中

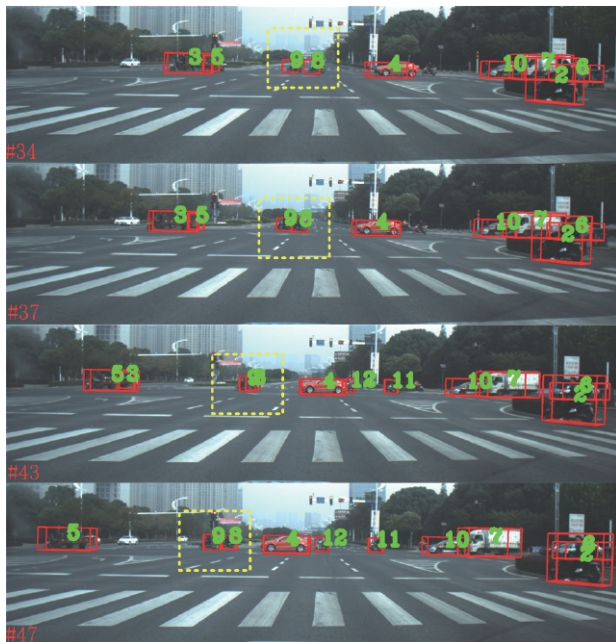


图1 一个ID互换问题示例

Fig. 1 An ID-switch example

的几何线索嵌入到目标对象表征中,并将这些表征反馈给匈牙利算法,获得了较好的跟踪性能。

通过在新公开的BLVD数据集<sup>[8]</sup>上对所提出的方法进行评估,本文方法取得了令人满意的跟踪性能。本文的主要贡献如下:

(1)结合相机和激光雷达传感器的优点互补来处理多目标的三维跟踪任务,并利用外观和几何特征来克服目标交互中的ID切换问题。

(2)方法在新发布的BLVD数据集上进行了测试,结果展示了令人满意的性能。

## 2 研究现状

### 2.1 基于相机的方法

基于相机数据的方法利用RGB图像上物体区域的信息来完成物体相似性关联的任务。图像信息提取可被表示为空间数据编码结构封装空间和动态信息的过程。文献[9]采用基于动态概率驱动映射的动态规划方法解决了目标关联问题<sup>[9]</sup>。在基于视觉相机的方法中,语义分割信息也起到一定作用。文献[10]中的跟踪器使用两阶段分割的方法,粗监督分割去除背景,精细无监督分割提取目标区域<sup>[10]</sup>。近来,孪生网络也被用于对象相似度匹配,以解决关联问题<sup>[11]</sup>。

### 2.2 基于3D激光雷达的方法

激光雷达获得的三维密集点云通常用线性规划器、概率图模型或CNN网络构建有意义的中层表示并完成后续跟踪任务。早期的方法中,文献[12]是对密集点云进行混合地面分类和感兴趣区域识别。跟踪结果由基于卡尔曼滤波的动态几何模型得到的精准运动估计获得<sup>[12]</sup>。一些跟踪器把点云投影到2.5D网格中并将网格根据时间组合成一个2.5D的运动网格,之后使用恒速模型下的卡尔曼滤波器估计物体位置并且在2.5D网格中进行数据关联<sup>[13]</sup>。点云还可以投影到一个虚拟的图像坐标系并使用多任务多线索的稀疏学习算法获得物体轨迹<sup>[14]</sup>。文献[15]中使用多个多假设拓展卡尔曼滤波器处理点云来跟踪2D边界框的2D位置,朝向和速度<sup>[15]</sup>。这些方法严重依赖于点云的精度。

### 2.3 基于融合的方法

数据融合的算法分为早期融合和晚期融合。早期融合使用多传感器信息来获得跟踪算法的融

合输入。多传感器的信息被用于提升物体检测的精度,从而提升跟踪精度<sup>[16-17]</sup>。晚期融合方法对多种传感器信息进行独立的跟踪处理并且融合跟踪结果。比如说,跟踪器可以使用两个并行的均值偏移算法分别在图像和3D点云上定位物体,并使用2D/3D卡尔曼滤波器获得物体轨迹<sup>[18]</sup>。文献[19]投影3D点云到鸟瞰图以及主视图,结合RGB图像信息获得一个端到端的网络,从而完成多模态融合任务<sup>[19]</sup>,再通过训练好的CNN网络提取外观和几何线索,作为相似度计算模型的输入。文献[20]采用基本的置信度分配方法,对特征分支的输出进行融合,得到最终的相似度评分函数<sup>[20]</sup>。

### 3 多目标跟踪方法

#### 3.1 问题建模及系统总览

在驾驶环境中,模型的输入是安装在自主车辆上的相机和3D激光雷达获得的数据。多目标跟踪任务可以做出如下定义:给定输入数据(RGB图像,3D点云)以及物体的3D边界框,来获得物体的轨迹估计。对于一个序列,给定一系列RGB帧  $S_{RGB} = [s_1, s_2, \dots, s_n, \dots, s_N]$  和3D扫描帧  $S_{LIDAR} = [\tilde{s}_1, \tilde{s}_2, \dots, \tilde{s}_n, \dots, \tilde{s}_N]$ ,假设在第  $n$  帧包含  $k$  个物体检测  $DE_n = [de_n^1, de_n^2, \dots, de_n^k]$ 。多目标跟踪的核心问题是如何关联相邻帧间的物体。物体将根据出现的顺序获得由0开始的索引号。对于每一个物体,将会有一个轨迹展示物体的移动路线。当同一物体驶出后再次返回视野内时,该物体被分配与之前相同的索引号。

图2展示本文的方法框架,其是一个两阶段的框架。首先,计算相邻帧物体距离关联矩阵,而后通过检查物体对间距离判断ID互换的发生。如果一些物体对在计算物体间距时有较小的差值,把这些邻近物体对送入特征比较模块进行进一步的判断,并且将包含剩余物体的位置关联矩阵通过匈牙利算法获得关联结果。当不存在邻近物体对时,直接将包含所有物体的位置关联矩阵输入匈牙利算法,得到关联结果。

#### 3.2 匈牙利算法

匈牙利算法<sup>[7]</sup>可用于二分图的最大权值匹配,常用的匈牙利算法计算是基于相应关联矩阵的,在多目标跟踪的任务中,邻接矩阵的参数可选择相邻

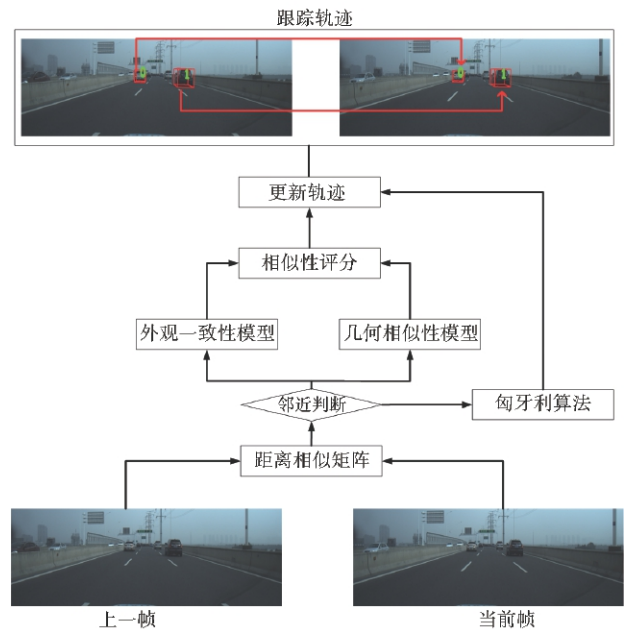


图2 算法框架图

Fig. 2 The pipeline of method

帧间物体对之间的欧式距离。对于3D物体跟踪方法,物体间的距离可由式(1)获得

$$DIS = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2} \quad (1)$$

其中,  $(x, y, z)$  是物体中心点坐标值。

使用位置关联矩阵的匈牙利算法是基于在行车中帧间距离更小的物体对有更大的可能性属于同一个物体的假设。因为多目标跟踪的主要任务是进行对象关联,所以没有把工作的重点放在对象检测模块上,而是以三维对象的真值作为输入。

在匈牙利算法的关联中,发现当两个物体空间邻近时,它们在关联后可能会切换ID。这个问题会导致大多数物体交互点的跟踪错误。在交互场景中,准确的跟踪大多是在物体之间速度差比较大的情况下发生的。

#### 3.3 ID互换的特征比较模型

本文使用特征比较模块来增加跟踪精度。特征比较模块由外观特征和几何特征两部分组成。两部分获得相应的结果结合之后获得最终的匹配结果。与匈牙利算法相比,匹配结果具有较高的优先级。

在使用特征比较模型之前,应该对可能发生ID互换的物体进行区分。通过对位置关联矩阵的观察,发现错误跟踪结果通常在同一行上有两个大小相近的值。即当前帧有两个物体同时与上一帧的

某个物体空间距离较近。因此做出如下假设:在关联矩阵中,存在与同一行上的匹配值相近的另一个值可能会引起误差跟踪。在基于欧氏距离的距离关联矩阵中,匹配参数表示该对象在相邻两帧中的移动距离。因此,假设同一行上小于最小值的两倍的值可以视为接近匹配值。方法是通过搜索距离关联矩阵来寻找近似值,并将这些对象的对应特征放入特征比较模型中。

#### (1)外观一致性关联

通过利用物体的三维中心坐标,可以得到该物体在RGB图像中的位置和属于该物体的密集点云。对于比较外观特征模型,将对象所占区域输入VGG-16网络中提取特征向量。VGG-16网络的输出为1000维向量。特征向量大小相同,其余弦相似度为:

$$A(\mathbf{u}_j, \mathbf{u}_l) = \frac{\sum_{i=1}^{1000} (u_{ji} * u_{li})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{1000} (u_{ji}^2)} * \sqrt{\sum_{i=1}^{1000} (u_{li}^2)}} \quad (2)$$

其中 $u_j$ 和 $u_l$ 是1000维的外观特征向量。 $u_{ji}$ 和 $u_{li}$ 是 $u_j$ 和 $u_l$ 的第*i*个值。注意, $u_j$ 和 $u_l$ 分别取自两个相邻的帧。

#### (2)几何一致性关联

点云可以用来描述物体的几何特征。通过对三维点云的观察和理解,得知同一物体内部的三维点与同一物体中心点的均值和协方差为物体的表示提供了有效信息。对于不同的物体它们通常在三维点的数量和方向上是不同的。因此,将物体的几何特征向量描述为:

$$\mathbf{g} = (x_{\text{mean}}, y_{\text{mean}}, z_{\text{mean}}, x_s, y_s, z_s, n, \sin\alpha, \cos\alpha) \quad (3)$$

其中 $x_{\text{mean}}, y_{\text{mean}}$ 和 $z_{\text{mean}}$ 分别是中心点与物体中其他点在 $x, y, z$ 方向上的距离均值, $x_s, y_s$ 和 $z_s$ 是相应的协方差, $n$ 是物体中3D点的数目, $\alpha$ 是相对自行车运动方向的朝向角。利用余弦相似度测量相邻帧中两个3D

物体之间的相似度的公式如式(4)所示:

$$G(\mathbf{t}_j, \mathbf{t}_l) = \frac{\sum_{i=1}^9 (t_{ji} * t_{li})}{\sqrt{\sum_{i=1}^9 (t_{ji}^2)} * \sqrt{\sum_{i=1}^9 (t_{li}^2)}} \quad (4)$$

其中 $\mathbf{t}_j$ 和 $\mathbf{t}_l$ 是9维的几何特征向量, $t_{ji}$ 和 $t_{li}$ 是 $\mathbf{t}_j$ 和 $\mathbf{t}_l$ 的第*i*个值。假设 $\mathbf{t}_j$ 和 $\mathbf{t}_l$ 是公式(2)中相同物体的几何特征向量。使用公式(2)和公式(4)来计算两个对象的匹配相似度如式(5)所示:

$$\text{Similarity}(j, l) = A(\mathbf{u}_j, \mathbf{u}_l) + G(\mathbf{t}_j, \mathbf{t}_l) \quad (5)$$

对于输入特征比较模型的物体对,我们比较相似度得分,并选择相似度大的一对作为关联结果。

## 4 实验结果及分析

### 4.1 数据集

为了评估多目标跟踪方法的性能,我们在BLVD数据集上对新提出的方法进行了测试,根据物体密度(低和高)和光照条件(白天和夜间)划分出四种场景类型。

BLVD数据集包含249129条3D标注,独立追踪实例4902条,共214922个物体点,3D标注的5D交互事件识别6004条,5D意图预测个体4900个,BLVD包含329条训练序列和325条测试序列。本文评价指标采用目前通用的MOT评价指标<sup>[22]</sup>。

### 4.2 结果分析

本文的方法在整个数据集上的测试结果如表1所示。整个数据集存在物体的序列共有617个,在表1中,根据物体类别分为了行人、车辆、骑手三种。‘-H’表示使用匈牙利算法的方法;‘-F’表示使用匈牙利算法和特征比较模块的方法;‘-A’表示参考文献[21]使用的方法。

表1 多目标跟踪结果(↑表示越高性能越好,↓表示越低性能越好)

Table 1 The results of multi-object tracking. (↑ and ↓ prefer a higher value and lower value respectively)

	IDF1 ↑	Rccl ↑	Prcn ↑	FAR ↓	MT ↑	ML ↓	FP ↓	FN ↓	IDsw ↓	MOTA ↑	MOTP ↑	MOTAL ↑
人H	80.6%	93.2%	87.7%	11.6%	84.6%	1.86%	1749	916	262	89.2%	97.9%	90.1%
人F	85.9%	93.1%	96.6%	3%	84.6%	1.86%	444	918	203	92.4%	97.9%	92.9%
人A	79.4%	67.9%	95.6%	0.54%	35.5%	42.4%	434	4496	102	64.1%	88.6%	64.8%
车H	85.2%	96.7%	96.9%	5%	69%	1.65%	4081	4382	885	94.9%	99.1%	95.1%
车F	92.9%	96.7%	98.8%	2%	69%	1.65%	1520	4382	454	95.2%	99.1%	95.6%
车A	91.12%	86.1%	97%	5.33%	59.2%	16.4%	4317	22469	429	83.1%	89.6%	83.4%
骑H	82.7%	95.5%	93.4%	7%	77%	1.59%	2714	1808	503	90.7%	98.5%	91.2%
骑F	85.7%	94.1%	96.8%	3%	76.1%	2.03%	1244	2392	359	92.2%	98.5%	92.8%
骑A	82.09%	72.4%	94.7%	2.3%	40.4%	32.3%	1863	12650	267	67.8%	86.4%	68.4%

结果表明,基于特征比较模型的方法增加了MOTA,有效地解决了ID互换问题。不包含特征比较模型的方法运行速度约为8帧/秒,嵌入特征比较模型后运行速度约为3帧/秒。这两组方法在MOT度量中都显示出良好的结果,其中特征比较模型提供了更好的结果。本文方法在与AB3D方法的比较中展示了更好的跟踪准确性,特别是对于行人和骑者的跟踪过程。对于这一现象,主要是AB3D方法对于检测到的物体需要与卡尔曼滤波预测结果进行重合判定,而对于行人和骑者由于其行动更灵活

且体积更小,所以会有较多的检测丢失。

图3显示了在交互场景中验证特征比较模型的一个典型示例。第一行跟踪结果基于匈牙利算法,第二行跟踪结果基于匈牙利算法+特征比较模块。第一行编号为4和5的骑者由于相互接近,在第19帧时交换ID编号,第二行编号为4和5的骑者在特征比较模块的帮助下可以维持自身ID不变。在BLVD数据集中,不同密度场景的分布相对均衡,场景多,物体少,这些物体较少的序列提高了多目标跟踪的精度。

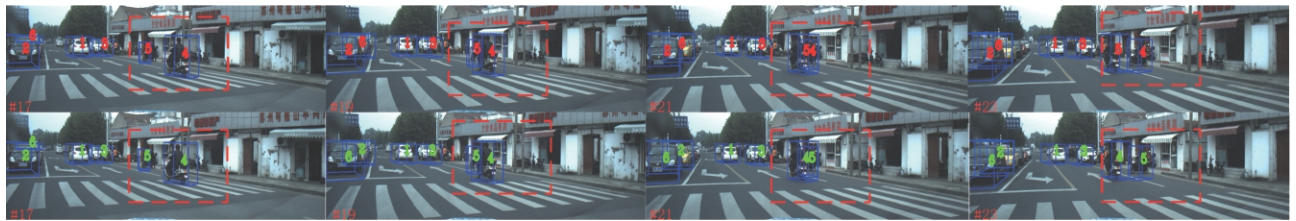


图3 交互场景下的物体ID互换示例

Fig. 3 The example of object ID-switch in interactive scenario

本文方法减少了切换次数,提高了跟踪精度。因为使用了来自数据集的物体坐标,所以MOTP、RcII、PrCn值都很高。

## 5 结论

本文提出了一种基于3D激光雷达和2D RGB摄像机数据的驾驶环境下的多目标跟踪方法。我们以匈牙利算法为基本框架,提出了一种由外观模型的对象关联模块和几何特征组成的特征比较模型,用于校正匈牙利算法的错误跟踪。该方法已经在BLVD数据集上进行了测试,并获得了良好的性能。

## 参 考 文 献

- [1] Hu H N, Cai Q Z, Wang D, et al. Joint Monocular 3D Vehicle Detection and Tracking[J]. arXiv:1811.10742, 2018.
- [2] Doellinger J, Prabhakaran V S, Fu L, et al. Environment-aware multi-target-tracking of pedestrians [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019:1-1.
- [3] Olatunji I E. Human activity recognition for mobile robot [J]. Journal of Physics Conference Series, 2018, 1069.
- [4] Fang K, Xiang Y, Li X, et al. Recurrent autoregressive networks for online multi-object tracking [C]. 2018 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). IEEE, 2018.
- [5] Zhang T, Xu C, Yang M H. Learning multi-task correlation particle filters for visual tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018:1-1.
- [6] Butt A A, Collins R T. Multi-target tracking by lagrangian relaxation to min-cost network flow [C]. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE, 2013.
- [7] Kuhn H W. The Hungarian method for the assignment problem [J]. Naval Research Logistics, 1955, 2(1-2):83-97.
- [8] Xue J, Fang J, Li T, et al. BLVD: Building a large-scale 5D semantics benchmark for autonomous driving [J]. International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2019.
- [9] Sivaraman S, Trivedi M M. Dynamic probabilistic drivability maps for lane change and merge driver assistance [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(5):2063-2073.
- [10] Osep A, Hermans A, Engelmann F, et al. Multi-scale object candidates for generic object tracking in street scenes [C]. International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2016.
- [11] Sun S J, Akhtar N, Song H S, et al. Deep affinity network for multiple object tracking [J]. arXiv:1810.11780, 2018.
- [12] Choi J, Ulbrich S, Lichte B, et al. Multi-target tracking using a 3D-Lidar sensor for autonomous vehicles [C]. International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. IEEE, 2013.
- [13] Asvadi A, Peixoto P, Nunes U. Detection and tracking of moving objects using 2.5 d motion grids [C]. 2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems,



- 2015:788 - 793.
- [14] Song S, Xiang Z, Liu J. Object tracking with 3D LIDAR via multi-task sparse learning [C]. 2015 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). IEEE, 2015.
- [15] Vaquero V, Del Pino I, Moreno-Noguer F, et al. Deconvolutional networks for point-cloud vehicle detection and tracking in driving scenarios [C]. 2017 European Conference on Mobile Robots (ECMR), 2017:1 - 7.
- [16] Rangesh A, Trivedi M M. No blind spots: Full-surround multi-object tracking for autonomous vehicles using cameras & lidars [J]. arXiv:1802.08755, 2018.
- [17] Sadeghian A, Alahi A, Savarese S. Tracking the untrackable: learning to track multiple cues with long-term dependencies [J]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 300 - 311.
- [18] Asvadi A, Girao P, Peixoto P, et al. 3D object tracking using RGB and LIDAR data [C]. IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems. IEEE, 2016:1255 - 1260.
- [19] Frossard D, Urtasun R. End-to-end learning of multi-sensor3D tracking by detection [C]. 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2018:635 - 642.
- [20] Sang-Il O, Hang-Bong K. Multiple objects fusion tracker using a matching network for adaptively represented instance pairs [J]. Sensors, 2017, 17(4):883.
- [21] Weng X, Kitani K. A baseline for 3D multi-object tracking [J]. CoRR abs/1907.03961, 2019.
- [22] Keni B, Rainer S. Evaluating multiple object tracking performance: the clear mot metrics [J]. Eurasip Journal on Image & Video Processing, 2008, 2008(1):246309.

## 作者简介:



房建武(1986-),男,博士,副教授,主要研究方向为计算机视觉,模式识别,自动驾驶系统中的视觉安全分析等。本文通信作者。



王贺(1996-),男,硕士研究生,主要研究方向为多目标跟踪,计算机视觉。



薛建儒(1971-),男,博士,教授,主要研究方向为计算机视觉,模式识别,视觉导航,无人车感知等。



许宏科(1963-),男,博士,教授,主要研究方向为交通控制与管理。

[引用格式] 董文轩, 陈建国, 黄宇, 等. 基于无人小车嗅觉的混合型气体溯源定位算法[J]. 无人系统技术, 2019, 2(5): 30-38.

# 基于无人小车嗅觉的混合型气体溯源定位算法

董文轩<sup>1</sup>, 陈建国<sup>1</sup>, 黄宇<sup>2</sup>, 苏国锋<sup>1</sup>

(1. 清华大学工程物理系, 北京 100084; 2. 北京信息科技大学自动化学院, 北京 100192)

**摘要:** 针对大型公共区域内的危险品扩散源溯源定位问题, 合理运用无人智能系统和路径规划技术, 开展了三边定位法-单纯形算法的混合型算法研究。为了相对减少无人车系统在动态溯源路径中的检测节点数目, 有效实现长距离快速搜索, 并且保证高精度和收敛性, 首先提出一种混合型遗传算法, 结合了三边定位法的迭代更新能力和单纯形算法的保守优化策略。同时在种群交叉变异中引入了组合数方法, 修正了现有算法的实用性问题。仿真实验显示, 该算法在收敛精度和成功率上均表现出良好的性能, 定位效率相较现有算法提高了一个数量级以上。

**关键词:** 危险源; 溯源定位; 混合遗传算法; 三边定位法; 单纯形算法; 无人系统; 机器嗅觉

**中图分类号:** TP183      **文献标识码:** A      **文章编号:** 2096-5915(2019)05-0553-09

## A Hybrid Algorithm of Gas Traceability and Localization Based on Machine Olfactory of Unmanned Vehicles

DONG Wenxuan<sup>1</sup>, CHEN Jianguo<sup>1</sup>, HUANG Yu<sup>2</sup>, SU Guofeng<sup>1</sup>

(1. Department of Engineering Physics, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. School of Automation, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of traceability of dangerous gas diffusion sources in large public areas, and using the unmanned intelligent vehicle system and path planning technology, a study on the hybrid algorithm of Trilateration Method (TM) and Simplex Algorithm (SA) is carried out. In order to reduce the number of detection nodes in the dynamic traceability path and effectively realize long-distance fast search, and to ensure high accuracy and convergence, this paper proposes a hybrid genetic algorithm, which combines the iterative update capability of TM and the conservative optimization ability of SA. At the same time, the combination method is introduced in the genetic structure, which improves the practicability of the existing algorithm. It is shown by simulations that the algorithm has good performance in both convergence accuracy and success rate, and the positioning efficiency is increased by more than an order of magnitude compared to existing algorithms.

**Key words:** Hazard Source; Traceability; Hybrid Genetic Algorithm; Trilateration Method; Simplex Algorithm; Unmanned System; Machine Olfactory

### 1 引言

气体源定位是通过测量监测节点的气体浓度, 结合定位算法估计气体泄漏源位置的技术<sup>[1]</sup>, 主要应用于火灾早期监测和危险气体泄露预警, 有助于

应对城市管网老化、复杂化等现象带来的安防挑战。近年来, 由于低成本、低功耗的传感器网络的普及, 国内外出现了一系列方法多样的气体溯源定位研究。源定位算法是无人系统溯源技术的核心部分, 其根据传感器测得的部分历史数据, 计算出

收稿日期: 2019-07-30; 修回日期: 2019-08-25

基金项目: 国家自然科学基金(61803223, 71790613); 佛山-清华产学研合作协同创新专项资金(2018THFS0302); 国家重点研发计划(2018YFC0807002)

运载器当前的移动目标,并经过迭代最终预测泄露源位点。

当前,国内外研究人员主要采用机动式传感器(群),在无人运载器上构建机器主动嗅觉,结合动态路径规划算法,从而使无人系统经过迭代达到最优位置。传统的嗅觉算法包括瞬时浓度梯度法、单纯形搜索法、半随机移动法、Z字型搜索法等<sup>[2-3]</sup>。此类算法一般认为气体分布具有平滑的浓度梯度,可供利用对烟羽进行跟踪定位;算法的搜索步长一般保持固定,系统逐步前进,移动速度慢,智能化程度较低。Hayes提出的外螺旋(SS)算法,基于多风源的湍流环境进行设计,摆脱了对于局部浓度梯度的依赖,并且经过了实验验证<sup>[4]</sup>,但其在搜索路径效率和气体源确认上仍有不足。李飞将生物遗传和进化观点引入定位算法之后,国内相继出现大量群智能算法,如蚁群算法、粒子群算法等<sup>[5]</sup>,全局搜索能力和收敛精度持续提高。然而,此类算法对环境的已知信息量的要求普遍提高,需要在连续的栅格内采集数据,影响了算法在大型区域内的可用性。

受限于被动式传感器的气敏性能,无人小车用于采集浓度数据的时间不可忽略。低浓度传感器的响应时间参数和溯源路径上的检测节点数目,是制约目前算法溯源能力的首要因素。由于高昂的时间成本,现有算法主要面向室内搜寻场景,实验场地的典型尺度在10m以下<sup>[6]</sup>,始终受限于较小场域空间和特定的扩散场模型,在很大程度上难以满足大型工业场地的使用需求。因此,现阶段气体源定位算法研究的主要矛盾,即是气体扩散行为的复杂性与安保时间紧迫性之间的矛盾。

如何在检测位点尽可能精简的前提下,控制合理的搜索范围,同时保证溯源定位的高精度和高成功率,是本文的研究目标。本文以搭载单个浓度传感器的智能小车为例,聚焦于准静态浓度场的平面搜寻场景,对三边定位法和单纯形算法两种传统算法加以改造和整合,提出一种不依赖于先验知识的混合型溯源定位遗传算法。

王巍等认为,目前气体源定位方法的普适性不强,针对湍流环境的气体源定位方法大部分具有风信息依赖性,而针对分子扩散环境和湍流主控微弱流体环境的方法,会因为失去连续的浓度梯度而无法对气体源进行定位<sup>[7]</sup>。本文算法弱化了对风信息和梯度信息的依赖,对于解决不同流场环境的普适

性问题具有一定的启示意义。

## 2 问题描述

假设无人系统由 $n$ 辆无人小车组成,在未知的平面环境中搜索,问题可以描述为:

(1)  $E = \{(i, j) \mid i = 1, 2, \dots, L_x, j = 1, 2, \dots, L_y\}$  为一个矩形待搜索区域,区域内存在一个气体源,坐标未知;

(2) 每一个坐标网格对应一个气体浓度值  $c(i, j, t)$ , 在比较稳定的浓度场里,浓度  $c$  近似不随时间变化,假设气体源所在网格的浓度值最大;

(3) 用  $x$  表示坐标位置,代替实数对  $(i, j)$ ; 用  $data$  或  $DATA$  表示一组坐标数据  $x$  和该位置处的浓度数据  $c_x$  组成的结构体变量;

(4) 无人小车  $n$  辆,配备了相同的传感器和通讯设备,当小车在某一位置静止时,可以测得此处的浓度值;

(5) 通过算法对测量结果以及坐标数据进行计算,获得小车的运动路径,使之快速抵达泄露源点。

## 3 混合型平面溯源定位算法的设计

### 3.1 三边定位-单纯形算法

为了提高求解的科学性和保证逐代优化的趋势,保存一些节点的数据,并且使用遗传进化思想是有必要的。然而,根据前述精简测量节点的原则,并考虑到历史测量值的时效性,应优先选用信息量需求较小的算法。

针对平面溯源问题,现存两种简单的算法,即三边测量定位算法(Trilateration)和单纯形算法(Simplex Algorithm)<sup>[8]</sup>。两种传统算法均采用三组坐标位置的数据进行迭代计算,且具备良好的优势互补特征,在此基础上提出混合型算法,可以有效兼顾搜索效率和收敛稳定性。

#### 3.1.1 启发式的三边定位求解

三边定位法的基本假设认为,平面内任意一点与源点的距离  $r$ , 和该点的浓度值  $c$  呈负相关关系。由此,可以通过三点浓度的测量值来建立以下的平面距离关系:

$$r_1 c_1 = r_2 c_2 = r_3 c_3 \quad (1)$$

以三个测量点为圆心,给定半径的比例关系画圆,当计算得到三个圆的共交点时,即作为预测源点位置的更新值。在本实验场景中,由于缺乏先验

模型,使得方程组(1)不封闭,共交点的求解经常无法唯一确定(如图1),最多可能存在4个可行解。合适的半径取值需要用试值法得到。考虑到溯源起点通常位于浓度场边缘,实验认为,按照从大到小的方式试值,优先选用半径较大的解有利于提高搜寻效率。

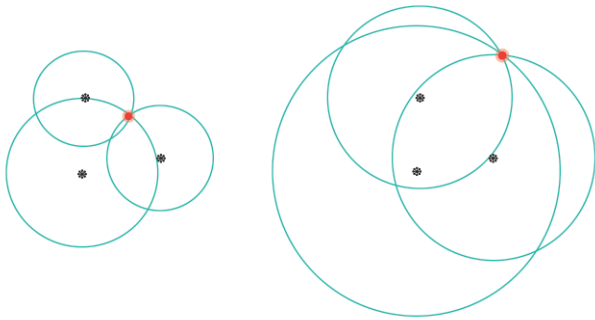


图1 三边定位法多解示意图

Fig. 1 Trilateration method and possible multiple solution

具体的求解及筛选过程如下:

步骤一:定义三个圆 $O_i(i=1,2,3)$ 的半径为 $r_i$ ,其中 $r_3$ 最大,在三个圆两两有交点的前提下,从大到小对半径进行试值;

步骤二:半径被赋值后,计算 $O_1$ 与 $O_2$ 的两个交点,选出距离 $O_3$ 的圆心较近的一个;

步骤三:计算该交点的坐标与半径 $r_3$ 是否匹配,即是否是三圆的共交点,若不匹配,本次试值失败,更改半径的赋值并重复以上过程。

三边定位算法在预测源点方向上具有启发式的意义,有助于弥补单纯形算法的不足。在长距离搜索过程中,初始化三角形远小于浓度场的几何尺度,单纯形算法易表现出搜索点分布特征单一、方向性差、自由度下降或退化为一维搜索、逐代移动步长非严格递减、易于陷入局部最优等特点(如图9)。而三边定位解在调整移动步长、跳出局部最优上具备优势,有效缓解了单纯形算法发生失效的概率,将搜索能力维持在较高水平。

### 3.1.2 改进的单纯形求解

单纯形求解与三边定位法使用相同的三个测量数据点,该算法认为,气体源的预测位置在三角形的一条中位线及其延长线上,这条射线经过浓度最低的顶点(如图2)。标准的三边定位法是不收敛和不可靠的,其解空间严重不完备。由于一般的浓度场与无风情况下的理想点源扩散模型差距较大,

任取三点易陷入无解情况,或共交点位置超出场地范围,进而对算法的可用性造成损害。实验中以第一代初始化数据代入该算法,计算成功率仅达20%左右。

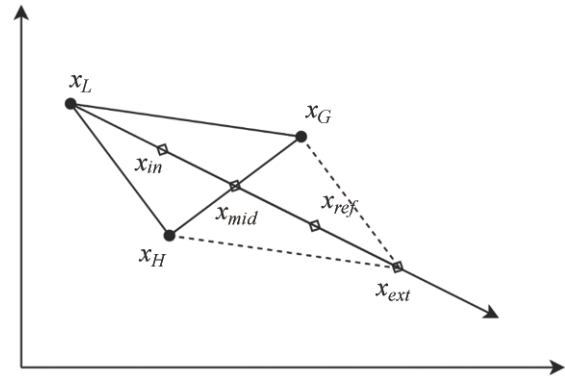


图2 基本的单纯形算法

Fig. 2 Basic simplex algorithm

本文算法利用此特点,辅助单纯形算法进行条件句判断,以代替其传统的判断方式<sup>[9]</sup>,减少路径规划中的冗余折返。判断逻辑见3.1.3节的伪代码。假设三边定位计算成功,则定义该计算处于启发定向阶段;若失败,则定义处于保守的梯度步进阶段。以下分别介绍两种阶段下的单纯形求解步骤。

#### (1) 启发定向阶段

如图2示, $x_L$ 为最小值点坐标, $x_G$ 、 $x_H$ 为另两个顶点的坐标,直接求解 $x_{ext}$ 的坐标即为单纯形解。

$$x_{ext} = x_G + x_H - x_L \quad (2)$$

#### (2) 梯度步进阶段

此阶段中,三边定位法处于失效状态。单纯形算法宜取 $x_{mid}$ 和 $x_{ext}$ 之间的点作为较保守的解,以确保算法运行的安全性。此外,为了缓解单纯形算法中搜索区域缩小的问题,在该步骤中加入了随机性因素,伪代码见3.1.3节。

### 3.1.3 两种算法的混合求解

本节以伪代码的形式,给出了三边定位-单纯形算法进行一次计算的完整步骤。其中,混合型算法在梯度步进阶段直接取单纯形解;启发定位阶段的最终解,取三边定位解与单纯形解的加权平均值,这样既充分发挥了三边定位的启发性作用,也可以过滤掉搜索步长相对过大的解<sup>[10]</sup>。实验选取加权参数 $k = 0.35$ 。

**Algorithm 1** Trilateration-Simplex Source Localization

**1:** function Localization( $x_1, x_2, x_3, c_1, c_2, c_3$ )

```

2:  try
3:     $x_r \leftarrow \text{Trilateration}(x_1, x_2, x_3, c_1, c_2, c_3)$ ;
4:  end
5:  if successful
6:     $k \leftarrow 0.35$ ;
7:     $x_{ext} \leftarrow x_G + x_H - x_L$ ;
8:     $x_{fin} \leftarrow kx_r + (1-k)x_{ext}$ ;
9:  else
10:    $p \leftarrow \text{rand}(1)$ ;
11:    $x_{fin} \leftarrow 1.5px_G + 1.5(1-p)x_H - 0.5x_L$ ;
12: end
13: return  $x_{fin}$ ;
14: end
    
```

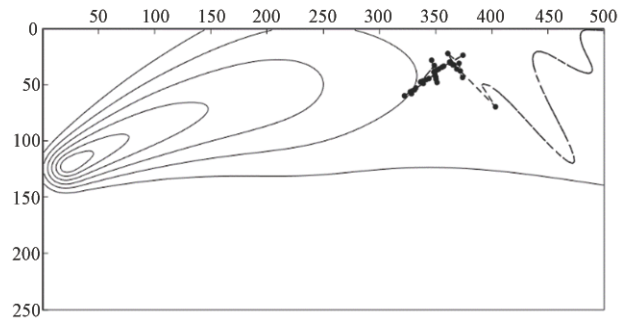
此外,有且仅有一种情况三边定位法与单纯形算法同时失效,即三组亲代数据点位于同一坐标方格中。算法特别定义,在此状态下,输出的子代坐标于该方格附近一定距离处随机跳动,从而实现跳出局部最优解,继续在周围保持一定范围的游走。游走距离可以根据实际流场条件进行规定,在本实验中设置为5m。

### 3.2 遗传进化结构

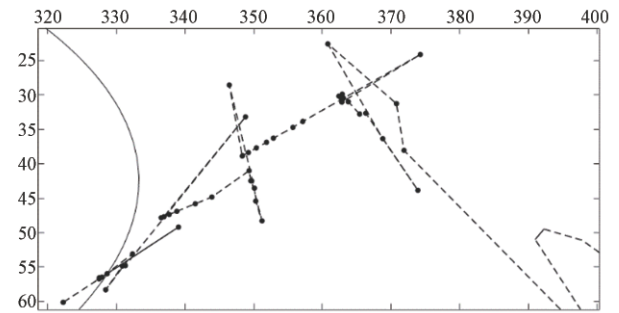
为测试以上算法的可行性,首先进行了一次预实验。实验使用混合型平面溯源定位算法,输入任意一张浓度场分布图,初始化三个数据点进行遗传迭代。结果表明,如果只使用三组数据点,路径节点会迅速形成共线,陷入一维的局部搜索,溯源效果与单纯形算法基本无异。图3(a)中显示了预实验前50代的搜索目标点,坐标单位为0.4m,可见其分布过于紧密。图3(b)为搜索路径的局部放大图,算法初步具备了步长调节和跳出共线的能力,但很快又陷入共线状态。

由此可见,三边定位-单纯形算法的求解质量并不高,而低质量的迭代会使算法向基础的单纯形算法退化,收敛速度极慢,甚至定位失败。如果在遗传过程中适当扩大备选子代的规模,杀死一些低质量的种群,则能够有效维护算法的有效性,提高算法鲁棒性。

为解决上述问题,算法引入了排列组合策略,使用五组数据点进行遗传迭代。图4左侧表示亲代数据集,其中2~5号数据点按照浓度大小降序排列。图5所示为遗传进化算法的流程图。



(a) 前50代搜索目标点分布



(b) 搜索路径局部放大图

图3 预实验前50代搜寻点分布图

Fig. 3 Distribution of search points of 50 generations in pre-experiment

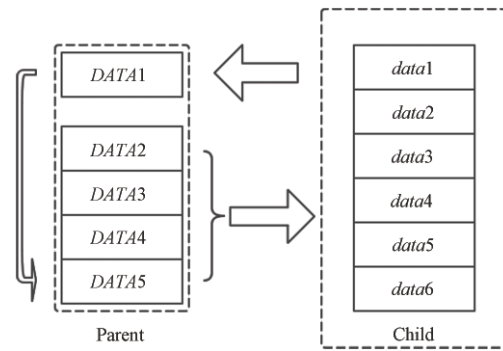


图4 引入排列组合策略的数据遗传结构

Fig. 4 Data genetic structure introducing combination strategy

混合型算法进行一次运算需要使用三组数据,第一组数据固定选取图4中的DATA1,余下两组从2~5号数据点中任选,可以取出总计  $C(4, 2) = 6$  种组合形式,即得到六组不同的子代(如图4右侧 data1~6)。无人小车抵达六个目标点进行探测,选取其中浓度值最大的点,用来更新亲代数据集。

亲代数据集的更新方法为,先用DATA1替代浓度较低的DATA5,然后以最优子代作为DATA1的更新值,最后对DATA2~5重新定序。这种更新

策略有效地维护了数据的优化趋势, DATA2~4 三组数据分别随迭代次数非严格递增, 该特征可以作为判断溯源结束的标志; 而锁定 DATA1 的组合方式, 保证了迭代计算中, 至少有一组数据点始终保持更新, 子代之间几乎不产生重复计算, 这有助于维护亲代数据集的更新能力, 从而加快收敛速度。

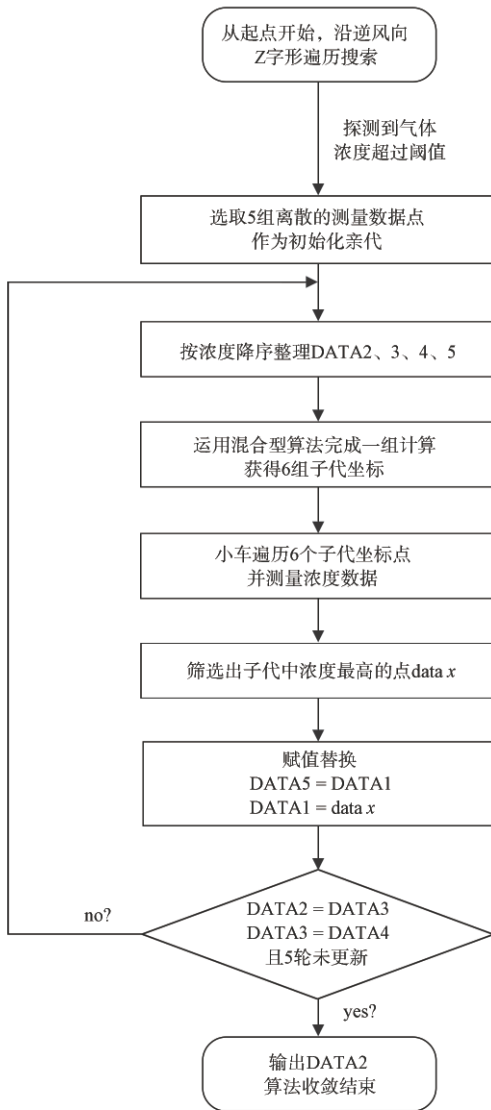


图5 遗传进化算法流程图

Fig. 5 Flowchart of the whole genetic algorithm

## 4 建模及参数设置

### 4.1 点源泄露气体扩散模型

本文采用经典的高斯扩散方程对气体扩散过程进行模拟, 适用于大多数气体探测场景的需

求<sup>[11]</sup>。同时, 为了体现浓度场分布的一般性特点, 尽量减少场的先验形状对算法的影响, 在计算中引入了时变因素, 模拟了在二维平面 ( $z=0$ ) 内 0~750min 的扩散过程。

实验假设, 气体源由 1500 个位置相同、相互独立的点源, 在时间维度上相继连续触发所形成, 任一时刻浓度场视为 1500 个点源浓度场的代数叠加。每个源在初始化位置上泄露 30s, 形成稳定的高斯烟团; 泄露时间结束以后, 在设定的风力作用下, 烟团中心在平面内以一定速度和方向漂移。依此过程, 最终形成时间颗粒度为 30s 的变源强、变风向、变风速的开阔区域气体扩散模型。如图 6 所示, 气体源高度 0.25m, 坐标位置 (5m, 50m), 中心区域气体浓度达到  $10^{-4}$  kg/m<sup>3</sup> 量级。

仿真实验条件为准静态场, 不考虑小车在溯源过程中引起的浓度变化, 故只选取任一时间切片的浓度场分布数据作为静态索引对象。

### 4.2 小车及运动场地模型

仿真实验场地设置为 100m×200m 的开阔平地; 坐标网格以 0.4m 为单位刻度, 将场地划分成 250×500 个方格, 所有实验采用同样的地图作算法的验证。

在平面内运动的智能小车, 理论上自由度为 3。实验中为了适当降低路径规划的难度, 将小车模型简化为自由运动质点, 并且省略了运动场地中的障碍物。参考算法过程可以说明, 作出该简化是合理的。给定小车的典型平均速度为 2m/s。小车数量与迭代计算过程无关。

智能小车上搭载有浸入式的气体浓度传感器探头。以低浓度甲烷探测器为例, 市场现有探测器每次测量的最短响应时间约 5s<sup>[12]</sup>。在测量时间内, 假设小车于测量点处静止。

## 5 仿真结果及分析

### 5.1 场外巡检与烟羽发现

本文数字仿真实验基于 MATLAB 环境。单次实验中, 随机设定任一时刻的气体浓度场, 设定小车位置起始点在场地边缘 (如图 7 右上角), 风速、风向为已知条件。

无人系统溯源过程, 通常可以划分为烟羽发现、烟羽追溯、确认气体源三个阶段。在前溯源阶段, 小车沿逆风向对全场进行 Z 字形排查搜索<sup>[13]</sup>, 如

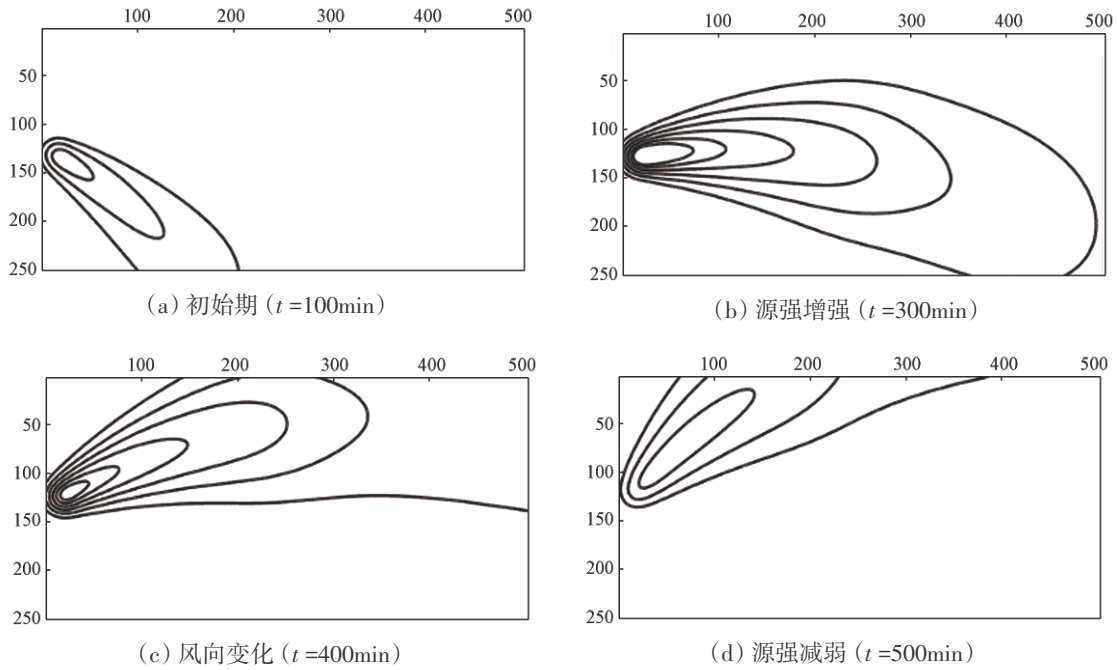


图 6 不同时刻下的点源气体扩散浓度场模型

Fig. 6 Point source gas diffusion concentration field model at different moments

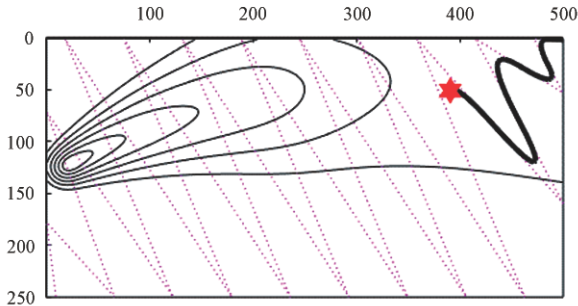


图 7 场外搜寻及烟羽发现路径模拟

Fig. 7 Off-site search path simulation

图粉红色虚线为初次路径规划轨迹。重规划使用贝塞尔曲线,将小车的模拟运动轨迹处理成黑色光滑曲线,红色六角星表示小车位置,算法在此处达到浓度探测阈值(实验设置为  $10^{-6} \text{ kg/m}^3$ ),进入溯源定位阶段。

二阶贝塞尔曲线表达式为:

$$f = (1 - t)^2 p_0 + 2t(1 - t)p_1 + t^2 p_2, t \in [0, 1] \quad (3)$$

其中,  $p_0, p_2$  为各段局部路径的起点和终点,  $p_1$  为控制点。

### 5.2 溯源定位算法仿真

小车模型进入浓度场之后,继续在同一准静态场中运动,使用本文混合型平面溯源定位算法执行迭代过程。本实验设定,当  $DATA2, DATA3, DATA4$

三组数据经过 5 次迭代不再更新时,小车退出迭代算法,输出源点坐标及浓度<sup>[14]</sup>。图 8 为部分仿真结果,实心圆点表示溯源算法中所有子代的坐标数据,即小车搜索过的目标点,虚线代表小车运动经过的平均路径。实验表明,输出数据在源点所在方格处(浓度最高)精确收敛。

为保证实验的可重复性,研究选取 150~500min 内不同时间的浓度分布场共进行了 100 组实验。结果显示,在绝大多数场景下,本文算法精确溯源的成功率为 100%,迭代次数稳定在 20~45 代左右,预计溯源时间为 750~1400s;平均路径与烟羽的飘散方向基本吻合,在不具备先验知识的情况下,较好地符合了烟羽的形状,满足了对提高搜寻效率的要求;小车搜索的目标点分布在平均路径附近,拐点处和终点处分布增多;退化成一维的共线状态偶有出现,该现象对溯源结果的精确性不造成影响,但会使迭代次数明显增加。

作为对照,本文还单独使用了两种传统算法进行了实验,该实验使用了完全相同的组合数遗传框架。三边定位法的计算失败概率过高,无法形成有效的搜索路径;单纯形算法的搜索路径不光滑,中后段明显退化成一维搜索(如图 9),逐渐向传统的单纯形算法过渡,且迭代次数多,溯源成功率约 50%。

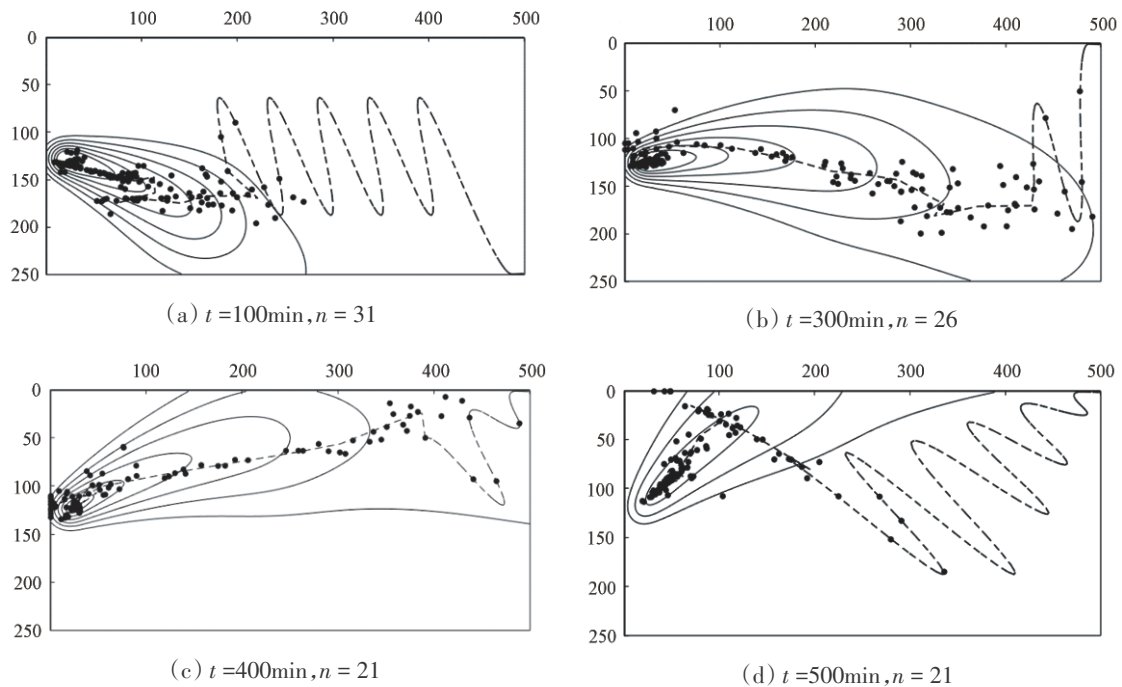


图 8 混合型平面溯源算法仿真路径图及迭代次数

Fig. 8 Simulation path of hybrid traceability algorithm (n for number of iterations)

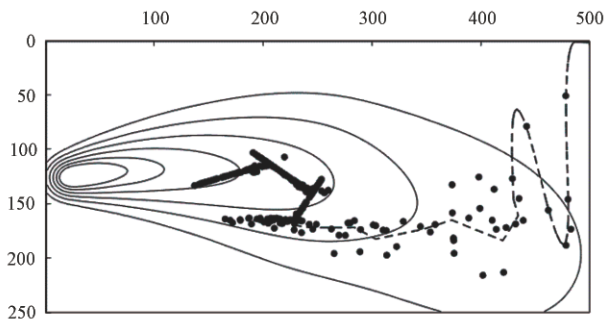


图 9 传统单纯形算法仿真路径图(60代)

Fig. 9 Simulation path diagram of traditional simplex algorithm

### 5.3 路径规划方案分析

无人车的规划路径以代际为单位,每一次迭代包含6个搜索目标点,无先后顺序,故整个溯源路径问题可以分解成为数十次连续的多目标路径规划问题。而路径确定之后,根据小车的运动速度和传感器测量时间,就可以估算得到完成一次溯源任务的时间成本。选择不同的路径规划方案与迭代计算结果无关。

由于运动场地模型中不存在障碍物,可以粗略地用两点连线的方式代表小车运动路径。对于任意一代目标点,共存在720种路径选取方式,容易选出长度最短的一条作为单个小车的规划路径(如图10)。

这种路径规划方式存在一定的路径折返,增加了不必要的时间成本,使用一辆小车的无人系统基本无法避免此类问题。

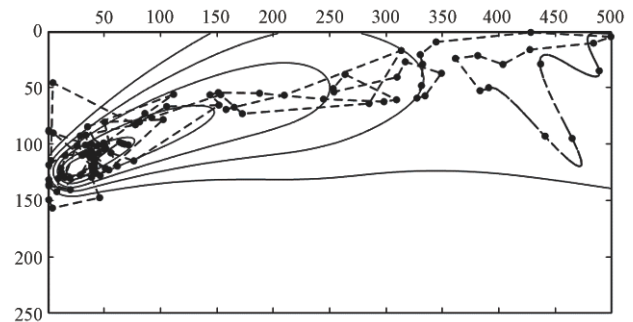


图 10 一辆无人小车溯源规划路径图(n=26)

Fig. 10 Trace route of one unmanned vehicle

一种优化方式是通过增加无人车的数量,以及建立多辆车之间的通信系统,合理分配运动目标点和测量时间,同时减少路径折返现象的发生。不同的车之间需要保持同步性,即当一代6个目标点全部测量结束后,再开始次一代计算。实验中采取了两辆车的规划方案,每辆车在一次迭代中测量3组坐标下的浓度数据。仿真路径如图11。

实验在8组不同浓度场条件下,分别使用以上两种路径规划策略,对平均路径长度、时间成本进



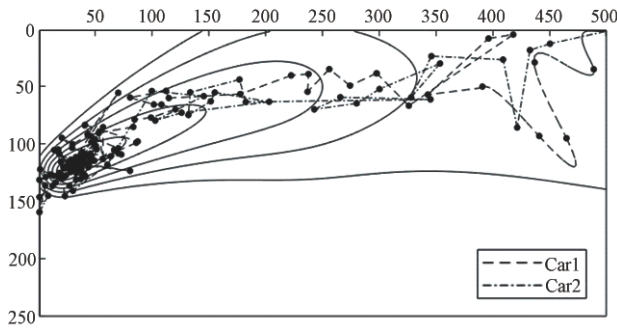


图 11 两辆无人小车溯源规划路径图( $n=35$ )

Fig. 11 Trace route of two unmanned vehicles

行了统计和对比(表1)。算法平均迭代39.89次,两车路径规划方案比一车规划的场内迭代时间节省了47.9%,完成全部溯源过程的时间成本平均下降了43.6%;和改进的蚁群算法比较,在同尺度场地、相同定位精度、同样使用两辆无人小车的条件下<sup>[5]</sup>,系统的溯源效率提高了约91.0%。

## 6 结 论

本文提出的混合型三点定位算法与传统算法相比,体现出诸多改良和创新性,在运行稳定性、结果可靠性和搜索效率上均有所突破,大大提高了两种算法的实用性。三边定位、单纯形算法和组合遗传策略,这三者对于各自的劣势形成了互相弥补的结构。三边定位法通过其定向能力、步长调节能力,改善了单纯形算法的搜索缓慢、单一化和路径折返问题;组合遗传策略,补偿了三边定位法中计算失败的概率,确保 $x_n$ 解在逐级迭代中发挥持续的作用,也为单纯形算法提供了多样性的选择,避免搜寻轨迹过早地陷入共线状态;单纯形算法利用了一部分浓度梯度信息,保证了算法系统的运算安全性。

该算法的优势首先在于测量节点少,效率

高,机动性强,使搜索步长具有了自我调适能力。在烟羽追溯阶段,搜索步长没有明显下降,维持了快速移动的能力;在算法趋于收敛的阶段,搜索步长逐渐下降,从而获得高精度。本算法现阶段达到的效率和搜索场域大小,已经基本符合无人小车的移动特征和现实需求。而现有算法以改进的蚁群为例,小车在溯源路径上逐点探测,搜索步长小于定位精度,在现有的传感器条件下导致高昂的时间成本,可能花费数个小时才能完成一次定位。这一特点是本算法相较于蚁群等算法的主要优势,也是现有算法无法突破场地大小限制的核心原因。

其次,本算法具有收敛性。使用亲代数据的定序排列作为判断溯源结束的标志,保证了数据更新的优化趋势,避免了各种群智能算法和加权质心法中,迭代次数过多导致定位远离源点的情况。五代不更新的判敛条件是经验结果,为保证收敛的可靠性,需要避免算法陷入共线陷阱,防止发生过早收敛。

由于本算法在运算中利用的数据点较少,数据即时性较强,因而使系统的时间敏感性有所降低,提高了计算结果的可靠性。经遗传结构保存下来的亲代数据,基本上都是2~3min以内的测量结果,在变化不太剧烈的浓度场中基本符合静态特征。

最后,由于该算法摆脱了对风信息的高度依赖,也没有形成对梯度信息的绝对依赖,故可以认为其对于非湍流环境、湍流主控微弱的环境和湍流环境都具有一定的兼容性和适应性。这一猜想仍有待实验验证。

本文在某些细节上仍然有待进一步改进,特别是有关维护溯源定位过程不进入共线状态的方法。当算法陷入共线状态时,容易失去三边定位能力,

表 1 一辆小车与两辆小车路径规划的平均时间成本

Table 1 Average time cost of one-car path planning and two-car path planning

浓度场扩散时间 $t/\text{min}$	150	200	250	300	350	400	450	500	平均值	
迭代次数 $n$	43.0	41.2	44.7	42.5	42.4	37.0	38.0	30.3	39.89	
场内溯源 迭代时间	单辆小车/s	1741.3	1671.7	1917.0	1937.9	1936.8	1715.9	1728.3	1307.9	1744.6
	两辆小车/s	940.1	871.9	976.2	1000.9	980.4	871.2	908.0	705.5	906.8
	时间节省比例/%	46.0	47.8	49.1	48.3	49.4	49.2	47.5	46.1	47.9
完整溯源 路径时间	单辆小车/s	2035.9	1893.3	2079.3	2024.0	2010.8	1784.7	1914.7	1584.4	1915.9
	两辆小车/s	1234.7	1093.5	1138.5	1087.0	1054.4	939.9	1094.4	982.1	1078.1
	时间节省比例/%	39.4	42.2	45.2	46.3	47.6	47.3	42.8	38.0	43.6

近似退化为单纯形算法,对算法的溯源能力形成一定的制约。与传统算法相比,本算法在克服共线问题上已经得到了大幅改善,但实验中,初始化亲代数据和参数的选取方式等可能都对结果造成一定的影响。亦可以引入禁忌表或斥力因素等,保持亲代坐标点的离散状态,使算法跳出共线陷阱。

### 参 考 文 献

- [1] 肖贤达. 基于无线传感器网络的气体源定位算法研究[D]. 沈阳:东北大学, 2013.
- [2] 梁亮. 机器人嗅觉和味源定位的研究[D]. 北京:中国科学院研究生院(电子学研究所), 2005.
- [3] 陈寅生, 赵文杰, 宋凯, 等. 危险气体泄漏源搜寻多机器人系统的设计与实现[J]. 传感技术学报, 2018, 31(7): 1132-1140.
- [4] Hayes A T, Martinoli A, Goodman R M. Distributed odor source localization[J]. IEEE Sensors Journal, 2002, 2(3):260-271.
- [5] 杨卫星. 多机器人烟羽跟踪算法实验研究[D]. 天津:天津大学, 2010.
- [6] Dong Z, Lei C, Bo L, et al. Active Olfaction Technology Research Based on Mobile Robot [J]. Computing Technology and Automation, 2014.
- [7] 王巍, 崔益豪, 王彤, 等. 群智能算法在气体源定位中的应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2019(18):21-33.
- [8] Ling P, Dong-Hui L, Jiu-Chao Q. A Survey of Indoor Positioning Technology and Application [J]. Navigation Positioning and Timing, 2017.
- [9] 何宁, 徐波, 孙恩吉. 基于改进遗传-单纯形混合算法的危险气体泄漏溯源分析[J]. 中国安全生产科学技术, 2017(11): 56-60.
- [10] 刘天豪, 蔚保国, 何成龙. MDS与三边定位相结合的多点相

对定位算法[J]. 计算机测量与控制, 2018, 26(8): 285-289.

- [11] 李冰晶, 全纪龙, 潘峰, 等. 高斯烟团模型在石化类项目大气环境风险评估中的应用[J]. 环境工程, 2013(3):142-146.
- [12] 李吉功, 孟庆浩, 李飞, 等. 时变流场环境中机器人跟踪气味烟羽方法[J]. 自动化学报, 2009, 35(10): 1327-1333.
- [13] 程磊, 张东, 刘波, 等. 基于无线传感器网络的气体泄漏源定位机器人设计[J]. 传感器与微系统, 2015, 34(2): 85-87+91.
- [14] 韩聪聪, 何华锋, 杨宗浩. 基于单纯形-遗传算法的导弹主动段优化设计[J]. 光电与控制, 2017, 24(10):22-26.

作者简介:



董文轩(1998-), 男, 本科生, 主要研究方向为突发事件监控监测、预测预警技术。



陈建国(1977-), 男, 博士, 副研究员, 主要研究方向为灾害动力学模拟, 突发事件次生、衍生规律, 城市风险监测分析与评估技术。本文通信作者。



黄宇(1983-), 男, 博士, 主要研究方向为无人系统智能决策与自主控制。



苏国锋(1974-), 男, 博士, 首席研究员, 主要研究方向为公共安全与应急管理、突发事件监控监测、预测预警技术。

[引用格式] 危怡然, 邓宏彬, 江明, 等. 微型筒式共轴双旋翼飞行器共形桨叶设计与气动仿真[J]. 无人系统技术, 2019, 2(5): 39-45.

# 微型筒式共轴双旋翼飞行器共形桨叶设计与气动仿真

危怡然<sup>1</sup>, 邓宏彬<sup>1</sup>, 江明<sup>2</sup>, 潘海<sup>2</sup>, 王保国<sup>2</sup>

(1. 北京理工大学机电学院, 北京 100081; 2. 淮海工业集团有限公司, 长治 046000)

**摘要:** 基于微型筒式共轴双旋翼飞行器, 设计了一种圆弧形桨叶。将旋翼折叠后能够与飞行器共形, 并很好的包裹机体形成一个整体的圆筒, 既对机体形成了保护, 又将为飞行器的使用和存放提供极大的便利。该桨叶内外壁都为圆筒状, 可以通过对碳纤管进行切割得到。首先设计共形桨翼翼型, 并与传统NACA0012翼型进行比较, 然后根据飞行器特点求解最优化翼展, 最后对整个旋翼进行弦长优化。整个设计兼顾了结构特性、气动特性和工程实际, 在验证阶段通过CFD流体仿真和实物测试, 验证了设计的合理性以及该桨叶的良好性能, 这种旋翼的加工方式简单, 性能优越, 具有很大的理论和工程价值。

**关键词:** 微型筒式共轴双旋翼飞行器; 翼型; 翼展; 共形桨叶; 气动分析; 流体仿真

**中图分类号:** TP273      **文献标识码:** A      **文章编号:** 2096-5915(2019)05-0562-07

## Conformal Blade Design and Aerodynamic Simulation of Miniature Cylindrical Coaxial Rotor Aircraft

WEI Yiran<sup>1</sup>, DENG Hongbin<sup>1</sup>, JIANG Ming<sup>2</sup>, PAN Hai<sup>2</sup>, WANG Baoguo<sup>2</sup>

(1. School of Mechatronic Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing, 100081, China;

2. Huaihai Industrial Group Co., Ltd, Changzhi, 046000, China)

**Abstract:** Based on a micro cylindrical coaxial rotor aircraft, a circular arc blade is designed. After folding the rotor, it can be conformed with the aircraft, and wrap the body well, forming an integral cylinder, which is easy to store and carry. It not only protects the body, but also provides great convenience for the use and storage of the aircraft. The inner and outer walls of the blade are cylindrical, which can be obtained by cutting the carbon fiber tube. First, the concentric blade is designed and compared with the traditional NACA0012 airfoil. Then, the optimal wingspan is calculated according to the characteristics of the aircraft. Finally, the chord length of the whole rotor is optimized. The design takes into account the structural characteristics, aerodynamic characteristics and engineering practice. In the verification stage through CFD fluid simulation and physical test, verified the rationality of the design and the good performance of the blade, the rotor processing method is simple, superior performance, with great theoretical and engineering value.

**Key words:** Cylindrical Coaxial Rotor Aircraft; Airfoil; Wingspan; Conformal Blade; Aerodynamic Analysis; Fluid Simulation

### 1 引言

随着电子元器件的发展、嵌入式电子领域的技术进步、能源电池性能的极大提高, 无人微型飞行器(Unmanned micro air vehicle, UMAV)的研究和开发

越来越容易推展, 并且受到越来越多的关注。UMAV的主要目标是将人类的视野从地面扩充到天空, 去执行一些高空、远距离的任务。在欧美等发达国家, 已经将旋翼无人飞行器用于军事侦察、监视、通信、反潜、电子干扰等任务, 在地震救灾、考古、农业、航



气密度 $\rho$ 有关,可以写成:

$$\alpha \triangleq C_{T_1} \pi R_e^4 \rho \quad (5)$$

$$\beta \triangleq C_{T_2} \pi R_e^4 \rho \quad (6)$$

鉴于每个旋翼产生的推力可以通过式(3)和式(4)得到,则沿 $z_b$ 方向总的推力 $T_{z_b}$ 可以表示为上下两个旋翼产生的沿 $z_b$ 方向的推力之和,实际飞行时上旋翼的下洗流对下旋翼会有较大的影响,取干扰系数为 $\sigma$ ,则可以得到:

$$T_{z_b} = \sigma (\alpha \Omega_1^2 + \beta \cos \delta_{c_x} \cos \delta_{c_y} \Omega_2^2) \quad (7)$$

一般情况下,干扰系数 $\sigma$ 的取值范围为 $0.8 \leq \sigma \leq 1$ 。

可得出CRS的总的推力为:

$$\mathbf{T} = \begin{pmatrix} -\alpha \sin \delta_{c_y} \cos \delta_{c_x} \Omega_1^2 \\ -\alpha \sin \delta_{c_x} \Omega_1^2 \\ \sigma \beta \Omega_2^2 + \sigma \alpha \cos \delta_{c_x} \cos \delta_{c_y} \Omega_1^2 \end{pmatrix} \quad (8)$$

### 2.2 需用功率计算模型

旋翼需用功率可以分为如下三种形式:(1)克服旋翼旋转气动阻力所产生的型阻功率;(2)为排除旋翼下方空气所消耗的诱导功率;(3)为克服机身阻力所消耗的废阻功率。

由于CRS上下旋翼的相互干扰,相同功耗下旋翼的升力大约是上旋翼的86%<sup>[14]</sup>,在计算需用功率时总功率可以取 $P = 2P_{up} \times 1.219$ 。

$$\text{拉力系数为: } C_T = \frac{K_v G}{f_F} \quad (9)$$

$$\text{其中, } f_F = \frac{1}{2} \rho_0 \left( \frac{\rho}{\rho_0} \right) \pi R^2 (\Omega R)^2$$

$$\text{功率系数为: } m_K = m_{K_x} + m_{K_i} + m_{K_b} \quad (10)$$

其中, $m_{K_x} = \frac{1}{4} \sigma k_{p_0} C_{x7}$ 为型阻功率系数; $m_{K_i} = J_0 \bar{v}_{10} C_T$ 为诱导功率系数;废阻功率系数 $m_{K_b}$ 在测试阶段可以近似为0。

实际需用功率为:

$$N_{xu-sj} = f_N m_K \quad (11)$$

$$\text{其中, } f_N = \frac{1}{75} \times \frac{1}{2} \rho_0 \left( \frac{\rho}{\rho_0} \right) \pi R^2 (\Omega R)^3$$

$$\text{可以得到需用功率 } N_{xu} = \frac{N_{xu-sj}}{\zeta} \quad (12)$$

$\rho$ 是当地相对大气密度,近似与标准大气密度相等, $\sigma = (N_b c) / (\pi R)$ 为桨叶实度。 $\bar{v}_{10} = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{C_T}{k}}$ 为诱导速度。

### 3 旋翼桨叶的设计

#### 3.1 翼型的设计

考虑到旋翼折叠后与内外表面的配合性,同时保证工程实际能够达到足够的升阻比,进而提供足够的升力,CRS的桨叶采用圆管切割的方式得到,翼型在圆管中的截面示意图如图3所示。

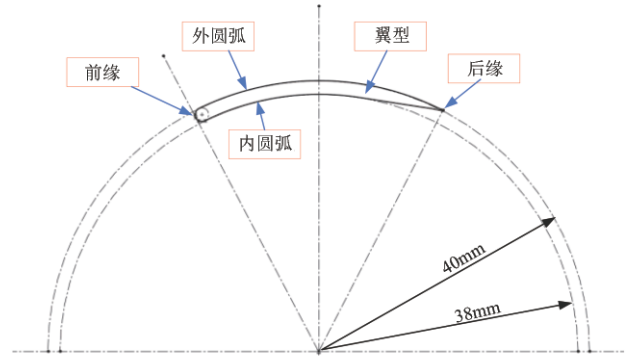


图3 设计翼型截面

Fig. 3 Design of airfoil cross section

设计的翼型厚度(thickness)为半径的5%,弯曲度(camber measurement)为半径的11.5%,翼型的前缘为半圆形,图4为所设计翼型与标准翼型NACA0012的对比情况<sup>[15]</sup>。

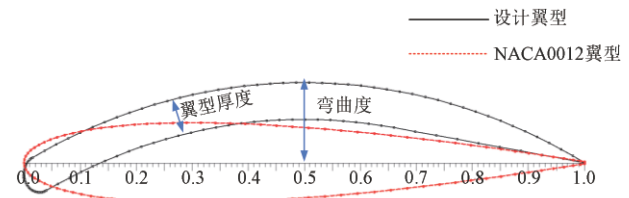


图4 设计翼型与NACA0012翼型对比

Fig. 4 Comparison of airfoil design and NACA0012 airfoil design

图5和图6为设计翼型与NACA0012翼型的气动性能对比,环境条件为马赫数为0,NCrit为9,雷诺数为 $2 \times 10^5$ 。不同攻角下升力系数,阻力系数,升阻比对比,从中可以看出,设计翼型相比于常规的NACA0012翼型具有明显的优势,在不同攻角下,新设计旋翼的升力系数有明显增加,同时其阻力系数也会增加。整体来看,其升阻比在攻角为 $5^\circ$ 、 $11^\circ$ 左右时比NACA0012翼型的升阻比大,最佳升阻比出现在攻角 $11^\circ$ 附近。

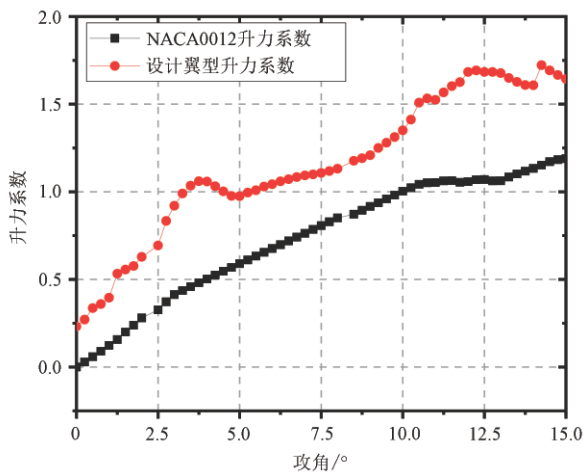


图5 设计翼型与NACA翼型的升力系数对比  
Fig. 5 Comparison of lift coefficient

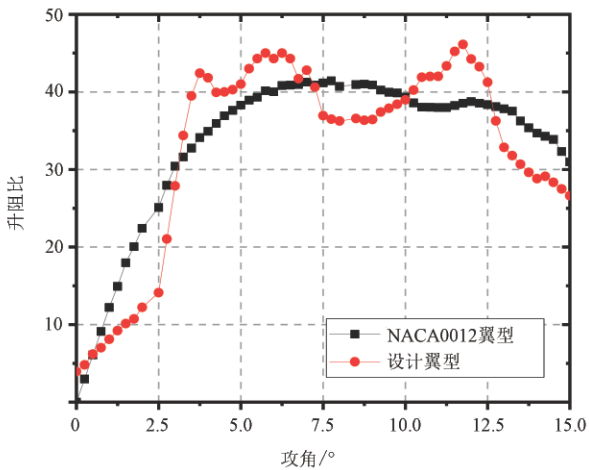


图6 设计翼型与NACA翼型的升阻比对比  
Fig. 6 Comparison of lift drag ratio

### 3.2 翼展的设计

桨叶攻角取为  $11.5^\circ$  时。不考虑空气密度变化,根据公式(9)-(12),使用MATLAB来计算需用功率与CRS旋翼直径之间的关系,在不同直径下,产生相同升力时的需用功率如图7和图8所示。在总重  $10\text{kg}$  时,上旋翼在直径  $0.77\text{m}$  处所需功率最小,而下旋翼则是在  $0.74\text{m}$  处所需功率最小,对此,旋翼直径可以选择在  $0.74\text{m}$  到  $0.77\text{m}$  之间,即单个桨叶长度在  $320\text{mm}$  到  $335\text{mm}$  之间为宜,在本次设计中,选取单个桨叶长度为  $330\text{mm}$ 。

### 3.3 桨叶的优化

由于所设计的桨叶是在圆筒中切割出来的,在翼型优化的时候,只对弦长进行优化,不对扭曲度进行优化,不同截面处的扭曲度均为  $0^{[15]}$ 。

表1 相关物理参数

Table 1 Related physical parameters

参数	描述	值	单位
$G$	起飞重量	10	kg
$\Omega$	旋翼转速	3000	rpm
$R$	旋翼半径	待定	m
$K_e$	垂直吹风增重系数	1.02	-
$\rho_0$	标准大气密度	1.293	$\text{kg/m}^3$
$C_{y7}$	0.7R处的剖面的升力系数	1.60	$\text{rad}^{-1}$
$C_{x7}$	0.7R处的剖面的阻力系数	0.08	$\text{rad}^{-1}$
$k_{70}$	拉力修正系数	0.95	-
$k$	叶端损失系数	0.92	-
$K_{\rho 0}$	型阻修正系数	1.1	-
$J_0$	诱导功率修正系数	1.05	-
$\zeta$	功率损失系数	0.8	-
$c$	弦长	0.033	m
$N_b$	桨叶数	3	-

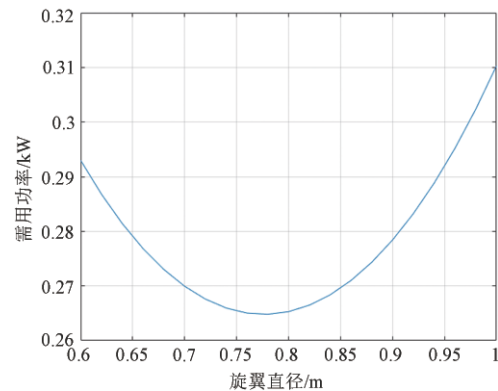


图7 上旋翼直径需用功率曲线  
Fig. 7 Required power curve of rotor diameter

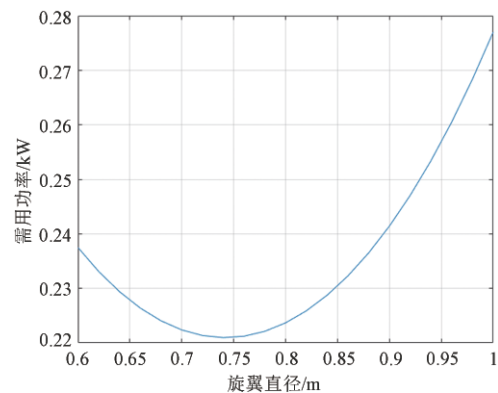


图8 下旋翼直径与需用功率曲线  
Fig. 8 Lower rotor diameter and required power curve

采用Betz优化方法对弦长进行优化,然后在此基础上进行人工优化。使用Betz优化方法的理论

基础是使旋翼达到最小能量损失<sup>[16-17]</sup>。

### 3.3.1 动量与环量方程

$V_0$ 为轴向速度, $v_a$ 为轴向干涉速度, $v_t$ 为环向干涉速度, $n_s$ 为旋翼转速, $T$ 为拉力, $M$ 为扭矩, $r$ 为叶素半径。

根据螺旋桨的动量理论可得出螺旋桨在半径  $r$  处叶素的拉力与转矩:

$$dT = 4\pi r \rho V_0^2 (1 + a) a F dr \quad (13)$$

$$dM = 4\pi r^2 \rho V_0 (1 + a) (2\pi r n_s) a' F dr \quad (14)$$

其中, $a$ 为轴向干涉系数,定义为  $a = \frac{v_a}{V_0}$ ;  $a'$ 为轴向干涉系数,定义为  $a' = \frac{v_t}{2\pi r n_s}$ ;  $F$ 为速度修正系数,在这里可以取  $F = 1$ 。

根据叶素理论以及图 9 可知,叶素翼型所受到的升力为:

$$dL = 2\pi r F v' W \cos\varphi \sin\varphi dr \quad (15)$$

叶素的拉力  $dT$  与转矩  $dM$  为:

$$dT = dL \cos\varphi (1 - \tan\gamma \tan\varphi) dr \quad (16)$$

$$dM = dL \sin\varphi (1 + \tan\gamma / \tan\varphi) dr \quad (17)$$

其中  $\gamma$  为阻升角,  $\tan\gamma = C_D / C_L$ 。

### 3.3.2 最小能量损失条件

令使用片条理论和叶素理论得到的拉力与扭矩相等,可以得出轴向干涉系数  $a$  与环向干涉系数  $a'$  分别为:

$$a = \frac{v'}{2V_0} \cos^2\varphi (1 - \tan\gamma \tan\varphi) \quad (18)$$

$$a' = \frac{v'}{4\pi n_s r} \cos\varphi \sin\varphi (1 + \tan\gamma / \tan\varphi) \quad (19)$$

从速度三角形可以得到  $\tan\varphi = \frac{V_0 + v'}{2\pi n_s r}$ 。

因此,当飞行器状态一定时, $v'$ 为常数,即能量损失最小条件为  $v'$ 是常数。

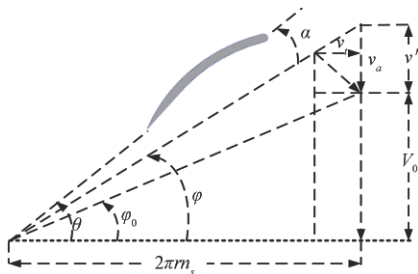


图 9 叶素速度三角形

Fig. 9 Velocity triangle of bleed element

基于以上的理论推导,可以对翼型进行迭代优化。优化的结果如图 10 所示。

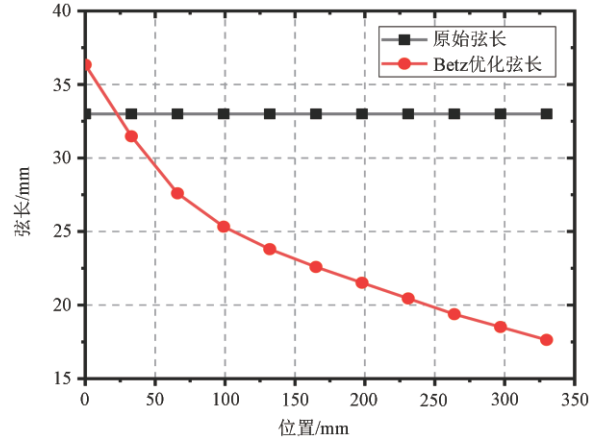


图 10 弦长优化

Fig. 10 Chord length optimization

图 10 中黑色的线为初步预定的弦长,每个截面的弦长初始值为 33mm,红色线为使用 Betz 方法优化后各个截面的弦长,可以看出靠近根部的相邻截面间的弦长变化较大,这一部分接近于圆弧形,靠近翼尖部分基本上为线性变化,这样的桨叶外形只需要在圆筒上进行简单的切割便可以得到,不同截面的具体弦长如上图曲线 Betz 优化弦长所示。

## 4 共轴双旋翼飞行器气动仿真与实物验证

### 4.1 网格划分与边界条件设置

由于 CCRA 上下旋翼高速反向旋转,在模拟实际飞行状态下的流场情况时,旋翼流场附近的空气流动对旋翼旋转影响较大,特别是上下旋翼形成的气流之间的相互影响。在使用 CFD 方法来对 CCRA 的流场进行分析时,可以采用滑移网格的方法单独生成以下几部分的网格:上旋翼网格、下旋翼网格、旋转域网格和计算域网格,然后将它们进行嵌套,通过网格间相对运动实现桨叶运动<sup>[18-19]</sup>。

考虑到计算速度以及准确度,同时也要考虑到旋翼旋转过程中空气黏性的影响,选用 Navier-Stokes 方程作为流场控制方程,选择 SST k-omega 二阶湍流模型来处理流场中的气流流动。使用压力耦合方程组的半隐式方法 SIMPLE 算法来计算旋翼流场的不可压流动,使用 Standard 格式的压强插值方法,能量方程均采用二阶迎风。桨叶表面选用壁

面边界条件,空气域流场为静止区域,上下旋转域为反向旋转两个流动区域,其旋转速度分别取上下旋翼的转速,利用上下旋转域的转动来模拟双旋翼的转动。从文献[2]可知,共轴双旋翼的上下旋翼转速相同时,两个旋翼之间的气动干扰小。在实验测试时,取上下旋翼转速一致。最终生成的网格总数约500万,整个项目的网格划分结果如图11所示。

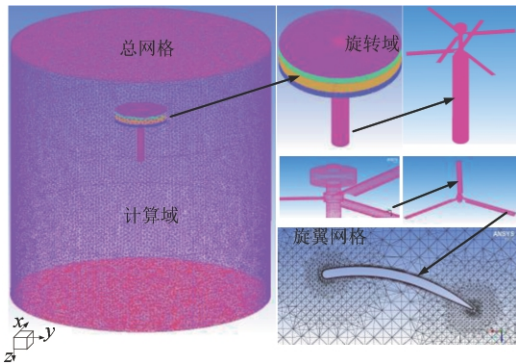


图11 网格划分图

Fig. 11 Grid partition diagram

#### 4.2 半实物仿真

半实物仿真的测试装置按照图12左侧所示,依次可分为旋翼部分、扭矩拉力测试组、支架、压力测试组,支架高度大于1.5m是为了减弱地面效应。图12右侧为具体测试情况图,接上电源后传动机构会带动旋翼旋转,通过对旋翼贴片的方式记录旋翼转速,通过传感器来获取不同情况下产生的升力,利用供电电源的电流电压可以计算出实际功率。

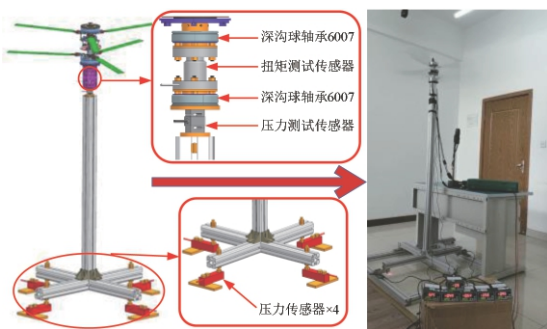


图12 半实物仿真测试装置及测试过程

Fig. 12 Experiment device and testing process

#### 4.3 实验数据分析

在图13中,虚线表示用CFD仿真得到的数据,实线表示用半实物仿真得到的数据,两者在误差允许范围内相吻合,表明了数据的可靠性。图中黑

线表示设计的旋翼,红线表示NACA0012翼型构成的旋翼(翼展为330mm,不同截面处的扭曲度均为0,弦长为定值33mm),明显可以看出设计翼型构成的旋翼在各种转速情况下,提供的升力大于NACA0012翼型构成的旋翼,并且转速越大,两者提供的升力差值越大。设计的旋翼在3000rpm时已经能够提供接近10kg升力,满足设计要求。

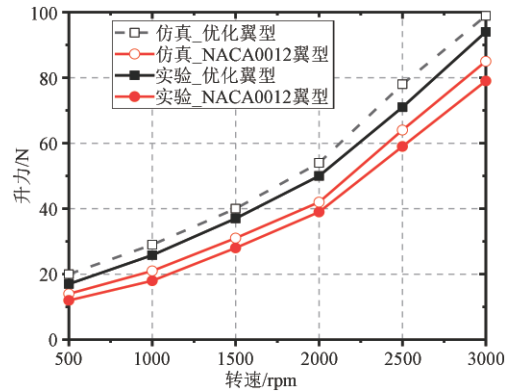


图13 转速与升力的关系图

Fig. 13 Relationship between rotation speed and lift

在图14中,虚线为通过理论计算得到的需用功率,实线表示用半实物仿真得到的实际需用功率,半实物仿真时的需用功率整体比理论计算值大,表明实际的功率损耗比预计的更大,可能存在较大的传动损失和一些附件的功率消耗。对比图中的红线与黑线,可以看出不同转速下优化旋翼均比NACA-0012旋翼的需用功率低,以转速3000rpm为例,此时NACA0012旋翼的实际需用功率达到了1153.6W,其效率为7.52g/W,而新设计翼型的旋翼在相同情况下实际需用功率只有984.3W,效率为10.25g/W,可见新设计的旋翼在功率消耗上具有很大优势。

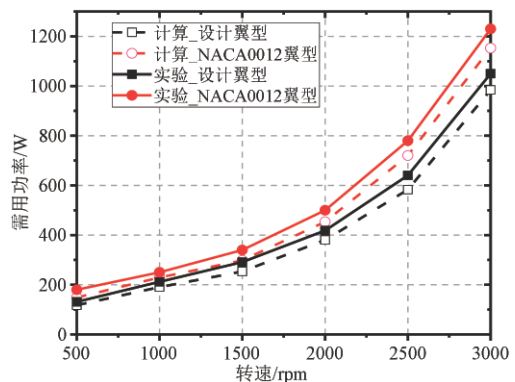


图14 转速与功率的关系图

Fig. 14 Relationship between speed and power



## 5 结 论

本文在CCRA概念的基础上,建立了CCRA的空气动力学模型用于对升力的计算,然后开始设计适用于CCRA的圆弧形旋翼,经过翼型设计、翼展设计、弦长优化,得到一种新的旋翼模型,最后通过CFD流体仿真与半实物仿真进行了验证。通过与经典的NACA0012旋翼对比,新设计的圆弧形旋翼具有明显的优势,在相同转速下,新设计的旋翼需用功率更小,产生的推力更大,能量转换率更高,更能满足低功耗、高负载、高稳定性、低成本、结构简单可靠的要求<sup>[20]</sup>。

本文的设计思路与方法将对类似的翼型设计具有很强的指导意义,在初步满足设计要求的基础上,还可以对所设计的圆弧翼进一步的进行优化,探究旋翼设计与整个机体的气动稳定性之间的关系。

## 参 考 文 献

- [1] 高卓飞. 微型共轴双旋翼气动特性分析方法与实验研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2011:10-17.
- [2] Koehl A, Rafaralahy H, Boutayeb M, et al. Aerodynamic modelling and experimental identification of a coaxial-rotor UAV [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2012, 68(1): 53-68.
- [3] Wicha J. Coaxial rotor hover power reduction using dissimilarity between upper and lower rotor design [J]. Dissertations & Theses - Gradworks, 2015, 55(2): 940-955.
- [4] Bohorquez F. Rotor hover performance and system design of an efficient coaxial rotary wing micro air vehicle [J]. Dissertations & Theses - Gradworks, 2007, 68(4):417-421.
- [5] Lei Y, Bai Y, Xu Z, et al. An experimental investigation on aerodynamic performance of a coaxial rotor system with different rotor spacing and wind speed [J]. Experimental Thermal & Fluid Science, 2013, 44(4):779-785.
- [6] Syal M, Leishman J G. Contribution to the aerodynamic optimization of a coaxial rotor system[D], Maryland: University of Maryland, 2008:70-82.
- [7] 祁浩天, 史勇杰, 徐国华, 等. 共轴刚性旋翼气动干扰及操纵特性分析[J]. 航空动力学报, 2017, 32(12): 3004-3012.
- [8] 曾伟, 林永峰, 黄水林, 等. 共轴刚性旋翼非定常气动特性初步试验研究[J]. 直升机技术, 2017, 1:3-17.
- [9] Yang L H, Liu S A, Liu J L, et al. Characteristics and test optimum design of ducted coaxial rotors in forward flight [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, vol. 35, no. 1, pp.48-52, 2015.
- [10] Tian S, Wu Y, Jian X. Numerical simulation research of unsteady flow field around helicopter in forward flight on dynamic overset unstructured grids [J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica, 2007, 28(5):1047-1054.
- [11] Gecgel M. Modeling and simulation of coaxial helicopter rotor aerodynamics [J]. Dissertations & Theses - Gradworks, 2009, DAI/B 71-1.
- [12] 高庆嘉, 白越, 孙强, 等. 低雷诺数旋翼翼型设计及气动仿真 [J]. 光学精密工程, 2015, 23(2):511-519.
- [13] Lakshminarayanan V, Duraisamy K, Baeder J. Computational investigation of coaxial rotor aerodynamics [J]. Meat Science, 2007, 110(5):153-159.
- [14] 张雅铭. 直升机需用功率计算方法研究 [J]. 直升机技术, 2003(1):1-5.
- [15] 梁撑刚, 郁新华, 龚军锋. 一种无人机螺旋桨的快速优化设计方法 [J]. 航空计算技术, 2017, 47(2):76-79.
- [16] 李明明. 微小型无人飞行器电力推进装置优化 [D]. 北京:北京理工大学, 2015:18-28.
- [17] 张胜利, 席德科. 飞艇螺旋桨气动优化设计 [J]. 机电一体化, 2009, 15(11):78-81.
- [18] 雷瑶, 纪玉霞. 小型共轴旋翼自然来流下的抗风扰气动特性分析 [J]. 兵工学报, 2018, 39(6):1225-1232.
- [19] Li Y B, Ma D L. Numerical simulation of rotor-aerodynamic surface interaction in hover using moving chimera grid [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2012, 25(3):342-348.
- [20] 雷瑶, 纪玉霞, 汪长炜. 微型共轴双旋翼气动性能数值模拟与试验分析 [J]. 实验流体力学, 2017, 31(5):67-73.

## 作者简介:



危怡然(1993-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为飞行器结构设计、气动分析及控制技术。



邓宏彬(1975-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为智能仿生机器人理论与技术。本文通信作者。



江 明(1975-), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为机电一体化理论与技术。

[引用格式] 唐俊林, 张栋, 王玉茜, 等. 防空作战多传感器任务规划算法设计[J]. 无人系统技术, 2019, 2(5): 46-55.

# 防空作战多传感器任务规划算法设计

唐俊林<sup>1</sup>, 张栋<sup>1</sup>, 王玉茜<sup>2</sup>, 刘莉<sup>2</sup>

(1. 西北工业大学航天学院, 西安 710072; 2. 江南机电设计研究所, 贵阳 550009)

**摘要:** 对于大规模空袭的各类无人机、弹道导弹、隐身导弹等复杂目标特性, 单一探测手段已无法满足网络化战场环境的需求, 多传感器协同探测是主要手段, 其中任务规划是协同探测的关键。多传感器任务规划综合利用了多种传感器优势互补进行协同探测和跟踪, 是提升防空作战的效果的主要途径。基于合作型协同进化算法的理念, 提出了一种基于竞争型协同进化的多传感器任务规划算法。首先, 建立了防空多传感器任务规划数学模型; 其次, 基于竞争型协同进化算法建立框架, 并设计了新的编码方式, 提出了交叉、变异以及冲突消解的策略; 最后, 仿真验证了所建立的模型、算法的合理性和效率, 对未来防空作战提供技术支持。

**关键词:** 大规模空袭; 防空作战; 传感器任务规划; 多智能体; 竞争型协同进化算法; 多传感器

中图分类号: E955

文献标识码:

文章编号: 2096-5915(2019)05-0569-10

## Research on Multi-Sensor Task Planning Algorithms for Air Defense Operations

TANG Junlin<sup>1</sup>, ZHANG Dong<sup>1</sup>, WANG Yuqian<sup>2</sup>, LIU Li<sup>2</sup>

(1. School of astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. JiangNan Design Institute of Machinery&Electricity, Guiyang 550009, China)

**Abstract:** For the complex target characteristics of large-scale air attack, such as UAV, ballistic missile and stealth missile, a single detection method cannot meet the needs of the networked battlefield environment. Multi-sensor cooperative detection is the main method, and task planning is the key to cooperative detection. Multi-sensor mission planning is the key to improve the effectiveness of air defense operations, which is to make full use of the advantages of multiple sensors to carry out cooperative detection and tracking. Based on the concept of cooperative coevolution algorithm, this paper proposes a multi-sensor task planning algorithm based on competitive coevolution. Firstly, the mathematical model of air defense multi-sensor mission planning is established; secondly, based on the framework of competitive cooperative algorithm, a new coding method is designed, and the strategies of crossover, mutation and conflict resolution are proposed; finally, the rationality and efficiency of the model and algorithm are verified by simulation to provide technical support for future air defense operations.

**Key words:** Large Scale Air Attack; Air Defense Operations; Sensor Task Planning; Multi-Agent System; Co-Evolutionary Algorithm; Multi-Sensor

### 1 引言

随着信息技术的迅猛发展, 现代战争具有大纵深、立体化、信息化、体系化等突出特点, 交战双方在多维空间的对抗方式也表现出更加强烈和复杂

多变的攻防对抗博弈, 群目标的饱和攻击、多样化的突防手段、多类型的干扰态势、多种类导弹的交替使用, 实现作战信息共享, 构建以体系为核心、高度融合、整体联动的多种武器协同的空袭体系, 提高突防效能, 降低导弹防御系统拦截作战的效率,

收稿日期: 2019-08-07; 修回日期: 2019-08-26

基金项目: 国家自然科学基金(61903301)

所以防空导弹系统正面临着严峻的威胁与挑战。新一代导弹防御系统必须进一步满足复杂战场环境中可靠探测高速、高机动、隐身、隐蔽、伪装群目标的迫切需求,亟待提高在复杂战场环境中的自适应任务规划以及群目标协同攻击等方面的能力。

面对新的空袭体系的作战思想与作战模式,多弹协同作战是未来战争中提高体系对抗能力的有效措施之一。如何组织和控制多个导弹来协同完成单枚导弹无法完成的复杂任务是一个亟待解决的问题。

在复杂的防空作战环境中,利用传感器对来袭目标的探测和跟踪是决定防空作战成败的关键。在拦截多批次多类型的来袭目标时,需要为部署在不同位置的传感器规划任务,实现多传感器的协同探测以及跟踪,为防空作战提供连续、稳定、可靠的探测和跟踪信息。因此多传感器的任务规划是防空作战的关键。

文献[1]给出各传感器对各目标的可探测时段,将协同任务分解为按时间排序的若干子任务,由于所考虑的约束条件较少,传感器和目标数量也较小,不需要使用特定的优化算法求解。文献[2]基于多智能体的分布式人工智能技术提出传感器任务规划体系架构,并给出实体层传感器的任务规划流程和算法实例。文献[3]构建了一种基于任务共同体的分层决策框架,通过粒子群优化算法仿真

验证了分层决策框架的合理性和有效性。文献[4]总结了多传感器任务规划技术的理论和应用,并概括了集中式、分布式任务规划采用的一些算法,如早期的整数规划、图论、搜索算法以及后来的市场机制和群智能算法。文献[5]从多传感器信息处理技术和多传感器协同部署、跟踪、引导、识别等方面综述了多传感器协同任务规划的关键技术。文献[6]提出一种智能优化技术GSSM算法来解决多传感器多目标协同跟踪问题。文献[7]用分布式传感器分配方法解决大规模无线传感器网络中多目标跟踪的传感器分配问题,通过反复迭代的子梯度搜索,求得近似优化。

针对大规模空袭问题,需要优化应对众多来袭目标的传感器资源分配方案,因此本文借鉴协同进化的思想,基于多智能体技术,对多传感器任务规划问题展开了研究。

## 2 防空作战多传感器任务规划数学模型

### 2.1 问题描述

大规模空袭目标对要地防空和区域防空带来了极大挑战,如图1所示,大规模空袭目标包含隐身目标、各类无人机、弹道导弹目标等,采用单一的传感器探测已无法适应复杂的作战环境,因此需要多传感器的协同探测才能满足需求。

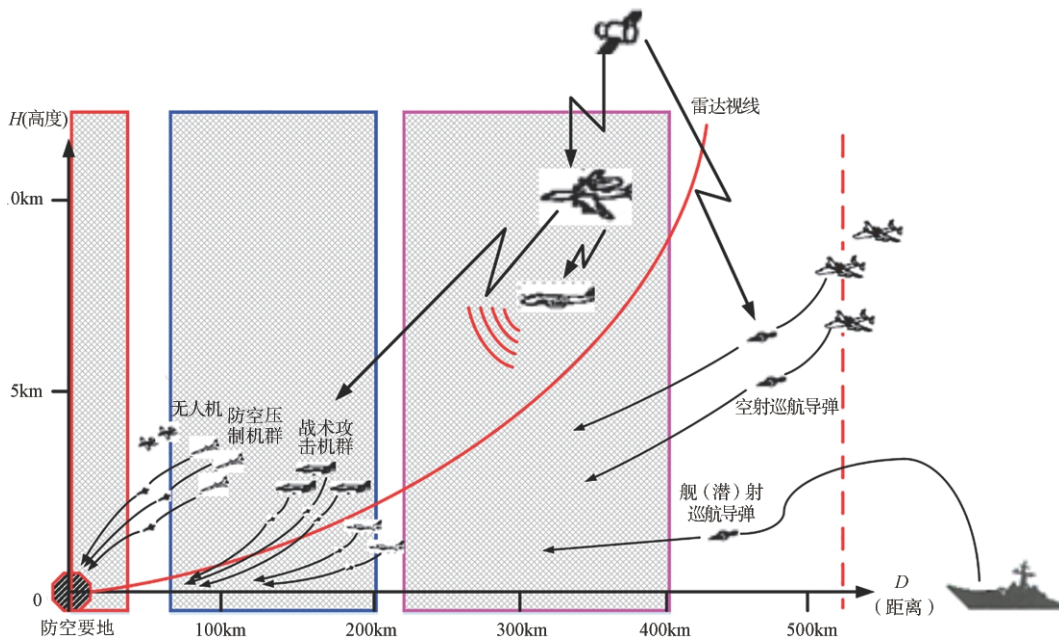


图1 大规模空袭要地目标示意图

Fig. 1 Target of large-scale air attack

针对大规模的空袭问题,来袭目标的数量远远多于传感器的数量,需要为每个目标分配部署于不同位置的传感器,以实现目标的探测和跟踪。多传感器多目标任务分配优化问题的解往往规模庞大,为了解问题规模,提高运算效率,基于多智能体系统思想,将所有传感器进行分组,同一个组中的若干个传感器由一个主控 Agent 管理。各主控 Agent 只负责为其责任范围内的目标分配所管理的传感器,各主控 Agent 由上级主控 Agent 管理。目标-传感器完整分配方案组成如图2所示。

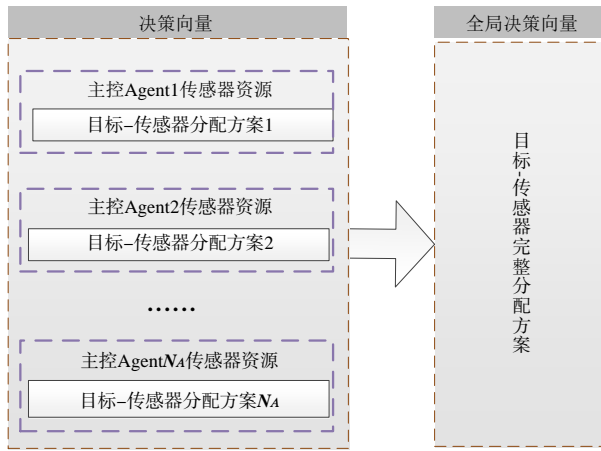


图2 全局决策向量分配示意图

Fig. 2 Global decision vector assignment

## 2.2 决策变量

上级主控 Agent 所属的  $m$  个探测跟踪传感器集合表示为  $J = \{J_1, J_2, \dots, J_m\}$ , 需要跟踪的  $n$  个目标用集合表示为  $T = \{T_1, T_2, \dots, T_n\}$ 。建立多传感器跟踪资源分配的决策变量为:

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & T_i \text{ 分配给 } J_j \\ 0 & T_i \text{ 不分配给 } J_j \end{cases} \quad (1)$$

第  $j = 1, 2, \dots, N_A$  个主控 Agent 的  $m_j$  个传感器集合表示为  $J_j = \{J_{j1}, J_{j2}, \dots, J_{jm}\} \subseteq J$ , 需要跟踪的  $n_j$  个目标用集合表示为  $T_j = \{T_{j1}, T_{j2}, \dots, T_{jn}\} \subseteq T$ , 其目标-传感器分配的决策变量为:

$$x_{pq}^j = \begin{cases} 1 & J_{jq} \text{ 分配 } T_{jp} \\ 0 & J_{jq} \text{ 未分配 } T_{jp} \end{cases} \quad (2)$$

第  $j = 1, 2, \dots, N_A$  个主控 Agent 的责任区定义如下: 责任区中心在以上级主控 Agent 为中心的大地直角坐标系下各坐标轴的位置分别表示为  $\hat{x}_r^j$ 、 $\hat{y}_r^j$ 、 $\hat{z}_r^j$ , 责任区半径表示为  $R_r^j$ 。

上级主控 Agent 中, 第  $p (p \in 1, 2, \dots, n)$  个目标

只位于第  $j (j \in 1, 2, \dots, N_A)$  个主控 Agent 的责任区内, 不位于其他任何一个 Agent 的责任区内, 则表示为  $S_{pj}^0 = 1$ ; 否则  $S_{pj}^0 = 0$ 。

## 2.3 目标函数

针对大规模空袭问题, 目标函数应使目标-传感器分配方案的效能达到最优。目标函数综合考虑目标的威胁顺序、传感器  $j$  对目标  $i$  执行任务时的价值函数和目标  $i$  对传感器  $j$  造成的损耗函数, 形成一个配对效能函数。

(1) 传感器  $j$  对目标  $i$  执行任务时的价值函数  $V_{ij}$

价值函数  $V_{ij}$  一般根据传感器所执行的具体任务需求或当前对目标的跟踪状态定义:

$$V_{ij} = \begin{cases} P_{fij} & \text{发现概率} \\ \bar{P} & \text{跟踪精度} \end{cases} \quad (3)$$

其中;  $P_{fij}$  为传感器  $j$  对目标  $i$  的发现概率;  $\bar{P}$  为传感器  $j$  对目标  $i$  的跟踪精度度量。

(2) 目标  $i$  对传感器  $j$  造成的损耗函数  $C_{ij}$

损耗函数  $C_{ij}$  主要是指进行配对后给整个多传感器系统乃至防御阵地带来的损失。

$$C_{ij} = \begin{cases} q_{fs} & \text{搜索传感器} \\ \left(\frac{n_j}{n_{\max}}\right)^r \cdot q_{fs} & \text{跟踪传感器} \end{cases} \quad (4)$$

定义  $C_{ij} = 0$  时损耗最大,  $C_{ij} = 1$  时损耗最小。  $r$  表明该传感器的重要程度,  $r \in [1, 9]$ ;  $n_j$  为当前传感器  $j$  剩余的目标通道数,  $n_{\max}$  为当前所有跟踪制导传感器的总目标通道数量。  $q_{fs}$  为状态量, 表示该传感器是否有反辐射导弹攻击,  $q_{fs} = 0$  表示有反辐射弹攻击,  $q_{fs} = 1$  表示无反辐射弹攻击。

根据以上两条分析, 对于主控 Agent, 多传感器资源协同分配总效能  $E_f$  定义为:

$$E_f = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n ((\alpha V_{ij} + \beta C_{ij}) x_{ij} / w_i) \\ = \alpha \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n (V_{ij} x_{ij} / w_i) + \beta \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n (C_{ij} x_{ij} / w_i) \quad (5)$$

其中,  $\alpha, \beta$  为加权系数, 且  $\alpha + \beta = 1$ ,  $w_i$  为综合情报态势系统给出的目标威胁排序。

此时, 多传感器资源协同分配模型可描述为, 在一定约束条件下, 求使得  $E_f$  最大的目标-传感器协同分配矩阵  $X$ , 即目标函数为:

$$\max E_f = \alpha \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n (V_{ij} x_{ij} / w_i) + \beta \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n (C_{ij} x_{ij} / w_i) \quad (6)$$

2.4 约束条件

针对大规模空袭目标的多传感器规划问题,在任务规划过程中,需要考虑一些实际的约束:

(1)主控 Agent 责任区约束:

$$x_{pq}^j = \begin{cases} 1 & S_{pj} = 1 \\ 0 & S_{pj} = 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $S_{pj} = 1$  表示目标  $p$  位于第  $j$  个主控 Agent 责任区内。

(2)每个传感器最大执行任务能力约束:

$$\sum_{p=1}^{n_j} x_{pq}^j \leq \eta_q^j \quad (8)$$

式中,  $\eta_q^j$  为传感器  $q$  的最大可探测能力,  $\eta_q^j \geq 1$  且  $q = 1, 2, \dots, m_j$ 。

(3)每个目标的最大被执行任务容量约束:

$$\sum_{q=1}^{m_j} x_{pq}^j \leq \lambda_p^j \quad (9)$$

式中,  $\lambda_p^j$  为目标  $p$  被分配的最多传感器数。

(4)传感器对主控 Agent 的无重叠责任区内目标覆盖约束:

当  $S_{pj}^0 = 1$  时,

$$\sum_{q=1}^{m_j} x_{pq}^j \geq 1 \quad (10)$$

该条件表明在一个主控 Agent 中,每个  $S_{pj}^0 = 1$  的目标都至少应分配一个传感器。

(5)传感器对目标的可观测性:

a. 雷达阵面限制

对于大多有阵面限制的制导雷达,应选择方位角在当前制导雷达类传感器阵面方位内的目标,分配给该传感器,即

$$|\beta_i - \beta_{PFj}| \leq \Delta\beta_j / 2 \quad (11)$$

式中,  $\beta_i$  为目标  $i$  相对于传感器  $j$  的方位角,  $\Delta\beta_j$  为传感器  $j$  的阵面角度大小。  $\beta_{PFj}$  为传感器  $j$  的阵面方位中心。

b. 干扰目标的最优观测雷达选择

对于在某个方向上释放干扰的目标,需要优先选择观测条件好的雷达进行观测,一般考虑雷达方位观测角至少大于  $60^\circ$ , 即:

$$\alpha_{mki} \geq 60^\circ \quad (12)$$

式中,  $\alpha_{mki}$  为雷达方位观测角,其含义如图 3 所示。同时,优先分配具有针对该类型干扰有对抗能力的传感器。

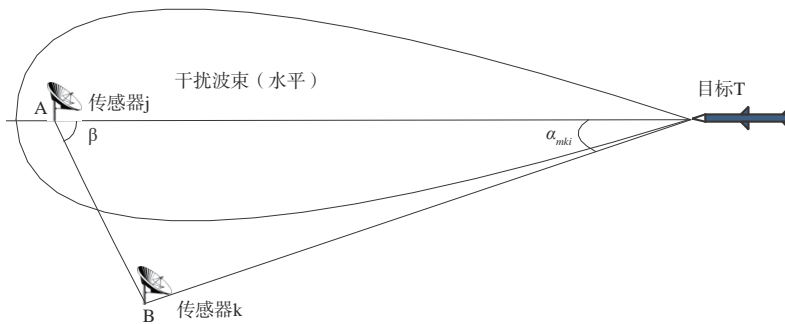


图3 典型外挂干扰吊舱的水平干扰范围

Fig. 3 Horizontal interference range of typical external interference pod

(6)被动跟踪目标传感器的选择约束:

若不止两部传感器都被动跟踪上同一个目标  $i$ , 则计算任意两部传感器对该干扰目标的交叉定位效能  $E$ , 取  $E$  值最大的两部传感器跟踪该目标。  $E$  的定义如图 4 所示,

$$E = AB \times \sqrt{1 - \cos^2 \theta} \quad (13)$$

其中,  $AB$  为两部传感器之间的距离,  $\theta$  为两部传感器与干扰目标形成的张角。

(7)传感器对已跟踪目标的固定分配约束:

若某传感器  $q$  已跟踪上某目标  $p$ , 且需要持续

跟踪(如收到“保持精跟”、“严密监视”等命令),则需要增加约束条件:  $x_{pq}^j = 1$ 。另外,考虑传感器规划系统与作战指挥人员的交互,当指挥人员通过人工干预的方式或通过上级命令指定传感器  $q$  跟踪目标  $p$  (或不跟踪目标  $p$ ) 时,也需要增加约束条件:  $x_{pq}^j = 1$  (或  $x_{pq}^j = 0$ )。其中,  $p = 1, 2, \dots, n_j$ ,  $q = 1, 2, \dots, m_j$ 。

3 基于竞争型协同进化算法的多传感器任务规划

协同进化算法改进了传统进化算法的不足,通

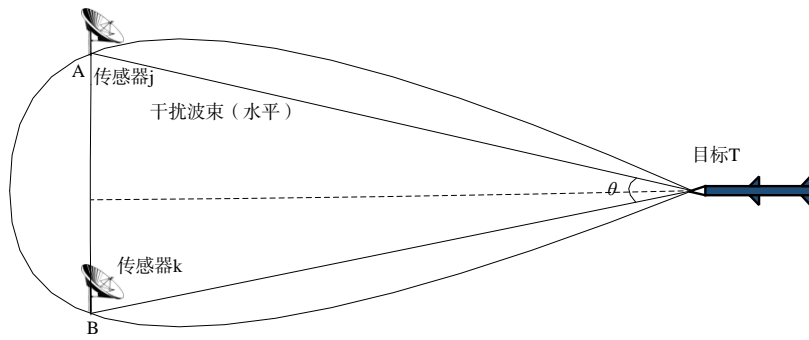


图 4 干扰目标与两部传感器相对位置图

Fig. 4 Relative position of jamming target and two sensors

过多个种群之间的竞争或合作关系,使其相互作用提高各自性能,以达到种群优化的目的<sup>[8]</sup>。协同进化算法包括竞争型和合作型协同进化算法<sup>[9]</sup>。Jong 提出了合作型协同进化算法的通用模型,其有效性在很多问题中得到证实。文献[10]对合作型进化算法的合作选择方式、适应度分配等合作机制进行了研究。

3.1 合作型协同进化算法

典型的合作型协同进化算法流程如图 5 所示,种群中的个体适应度计算需要从其他各种群中抽取一个代表个体来共同放入问题域(选择代表个体的方式也成为算法的合作形式),组成问题的解,然后用问题域中的评估函数计算评估值,以此作为该个体的适应度。各种群在合作型协同进化模型中是以合作的形式发生信息交换的。

3.2 竞争型协同进化算法

本文提出了一种改进的竞争协同进化算法,该算法的完整解由不同种群的代表性个体组成,其信息交互关系如图 6 所示。

在图 6 中,各主控 Agent 分别完成自身的进化争取最大效能值后,将最优多传感器多目标分配方案送上级主控 Agent,上级主控 Agent 对各主控 Agent 的最优分配方案进行冲突消解后,将各自新的分配方案反馈给相应主控 Agent。

改进型竞争型协同进化模型的算法流程如图 7 所示。

3.3 任务规划算法设计

3.3.1 编码方式

上级主控 Agent 探测跟踪的目标集合  $T = \{\hat{T}_1, \hat{T}_2, \dots, \hat{T}_n\}$  (共  $n$  个目标),在以上级主控 Agent 为

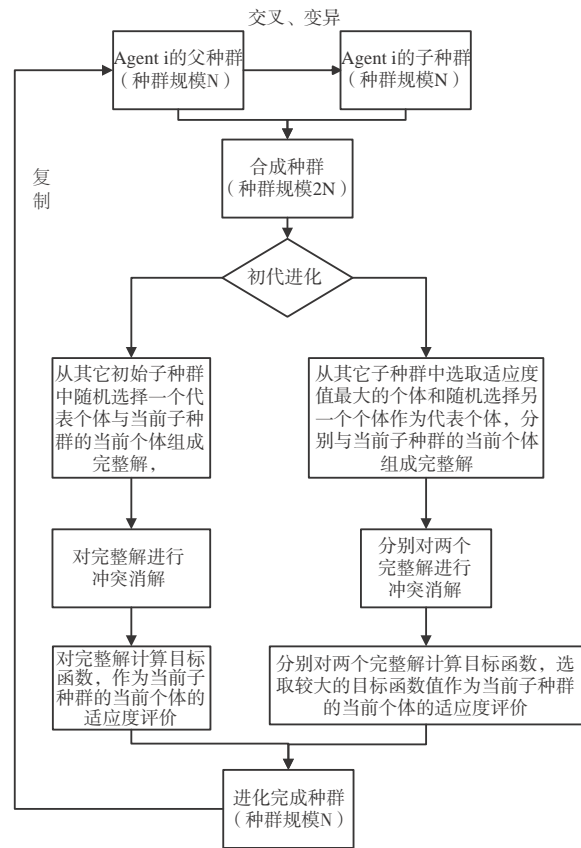


图 5 合作型协同进化算法

Fig. 5 Cooperative coevolution algorithm

中心的大地直角坐标系下各坐标轴的位置分别表示为  $\hat{x}_p, \hat{y}_p, \hat{z}_p$ 。上级主控 Agent 下属所有传感器资源集合表示为  $J = \{\hat{J}_1, \hat{J}_2, \dots, \hat{J}_m\}$  (共  $m$  个传感器)。上级主控 Agent 的目标-传感器完整分配矩阵表示为  $X_{n \times m}$ ,其元素定义如下:

$$x_{pq} = \begin{cases} 1 & \hat{J}_q \text{ 分配 } \hat{T}_p \\ 0 & \hat{J}_q \text{ 未分配 } \hat{T}_p \end{cases} \quad (14)$$

上式中  $p = 1, 2, \dots, n$  和  $q = 1, 2, \dots, m$ 。

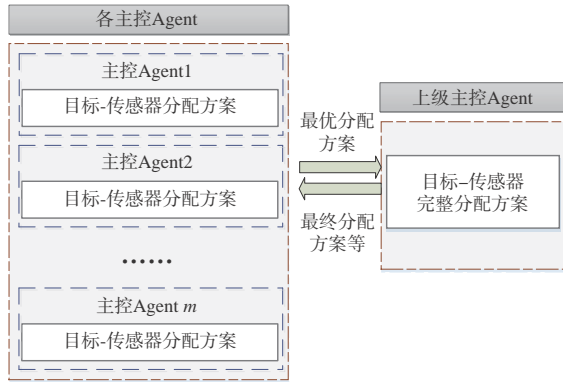


图6 竞争型协同进化模型的信息交互关系示意图

Fig. 6 Information interaction of competitive coevolution model

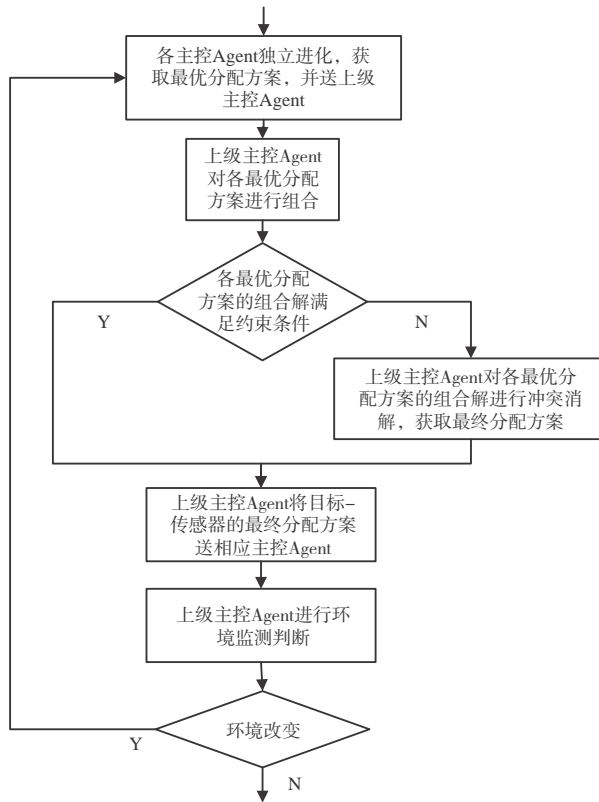


图7 竞争型协同进化模型的流程图

Fig. 7 Competitive coevolution model

第 $j = 1, 2, \dots, N_A$ 个主控Agent的 $m_j$ 个传感器集合表示为 $J_j = \{J_{j1}, J_{j2}, \dots, J_{jm_j}\} \subseteq J$ , 需要跟踪的 $n_j$ 个目标用集合表示为 $T_j = \{T_{j1}, T_{j2}, \dots, T_{jn_j}\} \subseteq T$ , 其目标-传感器分配矩阵 $X_{n_j \times m_j}^j$ 的元素定义如下:

$$x_{pq}^j = \begin{cases} 1 & J_{jq} \text{ 分配 } T_{jp} \\ 0 & J_{jq} \text{ 未分配 } T_{jp} \end{cases} \quad (15)$$

上式中 $p = 1, 2, \dots, n_j$ 和 $q = 1, 2, \dots, m_j$ 。

### 3.3.2 可行解的生成、交叉和变异

#### (1)可行解的生成

对目标-传感器分配矩阵的每一个元素,在满足传感器有剩余通道、分配传感器未达到限制、传感器作用距离和阵面范围内、传感器类型符合需求等约束条件下,若该目标施放干扰,优先分配对该干扰有对抗能力的传感器,其次是雷达方位观测角大于 $60^\circ$ 的传感器。在其他情况下,则将该元素随机置为0或1,若不能满足以上任何一条约束条件则将该元素置为0。

#### (2)可行解的交叉

交换两个目标-传感器分配矩阵的对对应行,即交换对应传感器对每个目标的分配情况。如交换两个矩阵的第三行:

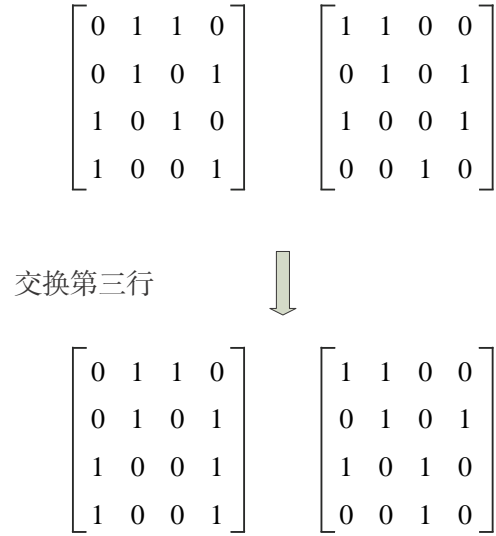


图8 交叉过程示意图

Fig. 8 Crossover process

对交换后的两个矩阵进行可行性检查,若目标 $q$ 没有传感器分配,则为该目标分配一个满足所有约束条件的传感器。若没有满足所有约束条件的传感器,则分配一个有剩余通道,满足固定分配约束,在该主控Agent责任区范围内的传感器。

#### (3)可行解的变异

目标-传感器分配矩阵的元素在满足所有约束的条件下以某一概率变异,原来为0则变为1,原来为1则变为0。如第2行第4列元素,第3行第3列元素由1变为0,第3行第1列元素由0变为1。

若存在目标没有传感器分配,与个体生成中的

处理方式相同,保证每一个目标都有分配传感器。变异概率取0.6,个体的每个基因以0.6的概率变异。

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \longrightarrow \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

图9 变异过程示意图

Fig. 9 Mutation process

### 3.3.3 上级主控 Agent 冲突消解

与各主控 Agent 的目标-传感器分配矩阵相比,上级主控 Agent 的目标-传感器完整分配矩阵  $X_{n \times m}$  的约束条件只有约束条件(4)不同。在上级主控 Agent 的目标-传感器分配矩阵中,条件(4)为传感器对目标的覆盖约束:

$$\sum_{q=1}^m x_{pq} \geq 1 \quad (16)$$

其中,  $p = 1, 2, \dots, n$ 。每个目标都必须至少分配一个传感器。

当由各主控 Agent 独立完成自身的进化后,得到使得各自目标函数达到最优的目标-传感器分配矩阵  $X_{n_j \times m_j}^j$ ,并传递给上级主控 Agent,上级主控 Agent 对全部  $X_{n_j \times m_j}^j$  的组合解  $X_{n \times m}$  进行可行性判断,当不满足约束条件时消解各主控 Agent 独立进化争取自身效能而与其它主控 Agent 之间冲突的问题。

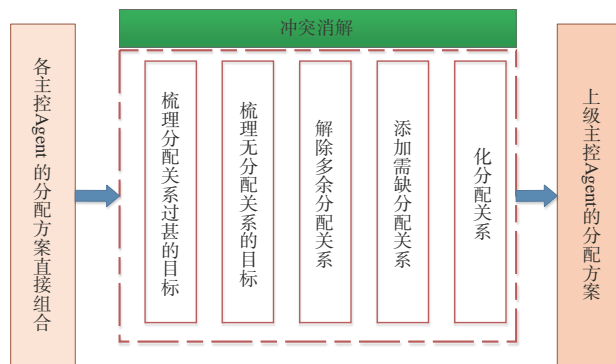


图10 冲突消解

Fig. 10 Conflict resolution

为了消解冲突,需要对部分目标进行解除分配关系的操作,一方面避免传感器资源分配过甚,另

一方面为没有传感器分配的目标腾出传感器资源;还需要对没有传感器资源分配的目标或者有剩余传感器资源可分配且分配传感器资源未达上限的目标进行添加分配关系的操作,尽可能使得整体效能优化。

由此,对冲突消解模型的每一步展开设计。

第一步:梳理出传感器资源分配过甚的目标及其分配关系。

第二步:梳理出没有传感器分配的目标及其可分配的传感器和相应传感器的所有分配关系。

第三步:按威胁度由小到大的顺序依次为传感器资源分配过甚的目标进行解除分配关系操作,解除分配关系时按整体效能衰减值由小到大的顺序依次进行,直至无多余的分配关系为止。

第四步:按威胁度由大到小的顺序依次为没有传感器分配的目标先腾出可分配的传感器资源,再进行添加分配关系操作,腾出可分配的传感器资源时按整体效能衰减值由小到大的顺序依次进行解除分配关系操作(当有剩余传感器资源可分配时不需要此过程,当解除分配关系后另一目标无传感器分配则禁止解除此分配关系),直至目标有可分配的传感器资源为止,添加分配关系时每个目标按整体效能增益最大的原则仅添加一个传感器分配。

第五步:循环判断是否存在有剩余传感器资源可分配且分配传感器资源未达上限的目标,若存在则梳理出所有这样的目标及其全部可分配的传感器,按整体效能增益最大的原则进行添加分配关系的操作,并进入下一轮循环;若不存在这样的目标,则停止循环。

## 4 仿真分析

假设敌方使用2架预警机、2架隐身轰炸机、6架联合攻击机、16架战斗轰炸机、空基巡航导弹、联合防区外发射武器、联合直接攻击弹药、反辐射导弹等。大规模空袭时的空袭方案(如图1所示)和空袭武器数量(部分见表3)。仿真将100个目标分配给15个传感器。15个传感器交由3个 Agent 管理,每个 Agent 管理5个传感器。各主控 Agent,各传感器,各目标的参数由下面的表格列出:



表1 各主控 Agent 的参数  
Table1 Parameters for Agents

Agent 编号	位置	责任半径
1	(300, 300, 0)	500
2	(-300, 300, 0)	500
3	(300, -300, 0)	500

表2 传感器的参数  
Table2 Parameters for sensors

编号	所属 Agent	位置	阵面角度	作用半径	方位角高低角	通道数	是否被攻击	重要程度	类型
1	1	(300,300,0)	2*pi	500	(0,pi/6)	100	0	3	1
2	1	(400,300,0)	pi/2	300	(0,pi/6)	6	0	9	2
3	1	(300,400,0)	pi/2	100	(pi/2,pi/6)	10	1	6	2
4	1	(500,300,0)	pi/2	100	(0,pi/6)	10	0	6	2

表3 目标的参数

Table3 Parameters for targets

目标编号	位置	速度	传感器容量	施放干扰	状态	威胁顺序
1	(350,350,10)	(-0.8,-0.8,0)	2	1	1	1
2	(370,370,10)	(-0.8,-0.8,0)	2	1	1	2
3	(390,390,10)	(-0.8,-0.8,0)	2	1	1	3
4	(410,410,10)	(-0.8,-0.8,0)	2	0	1	4

各主控 Agent 分别采用遗传算法进化,种群规模取 200,最大进化代数取 400。 $\alpha$  取 0.6,  $\beta$  取 0.4。为了提高运算效率,采用变种群规模的策略,每进化 5 代,种群规模减 2。在保证寻优能力的前提下,适当减小种群规模能够缩短计算时间。

采用竞争型协同进化算法,各主控独立进化后再经过冲突消减。由于最终的目标-传感器分配矩阵十分庞大难以列出,以下仅列出各个传感器所分配到的目标:

传感器 1: [2, 3, 4, 7, 9, 11, 12, 14, 15, 16, 17, 18, 20, 41, 47, 64, 69, 92, 95, 96, 97, 98, 99]

传感器 2: [10]

传感器 3: [1, 5, 6, 8, 10, 13, 19, 91, 93, 100]

传感器 4: [1, 5, 94]

传感器 5: [6, 8, 13, 19]

传感器 6: [21, 22, 24, 26, 27, 28, 29, 30, 32, 38, 39, 40, 42, 43, 44, 45, 46, 48, 49, 50, 73, 74, 75, 76, 78, 80]

传感器 7: [2, 3, 4, 7, 11, 12, 14, 15, 16, 17, 18, 20, 21, 22, 24, 26, 27, 28, 29, 30, 32, 38, 39, 40, 42,

43, 44, 45, 46, 49, 50, 73, 74, 75, 76, 78, 80, 92, 95, 96, 97, 98, 99]

传感器 8: [31, 33, 34, 35, 36, 37]

传感器 9: [23, 25, 71, 72, 77, 79]

传感器 10: [77]

传感器 11: [51, 52, 55, 59, 60, 62, 63, 65, 66, 67, 68, 70, 83, 84, 86, 89]

传感器 12: [51, 52, 55, 59, 60, 61, 62, 63, 65, 66, 67, 68, 70, 83, 84, 86, 89]

传感器 13: [53, 54, 56, 57, 58, 85]

传感器 14: [81, 82, 85, 87, 88]

传感器 15: [81, 82, 87, 88, 90]

各主控 Agent 的目标函数随着进化过程的变化趋势如图 11 所示,各主控 Agent 的目标函数随着进化过程逐渐增大最后趋于稳定,算法的寻优能力效果显著。

各主控 Agent 的目标-传感器分配如图 12 所示,三角形表示目标,六边形、圆形、五角星、菱形、正方形依次表示各个传感器。

图 13 为所有目标-传感器的分配图。红色表

示 Agent1 的传感器和目标,黄色表示 Agent2 的传感器和目标,绿色表示 Agent3 的传感器和目标。

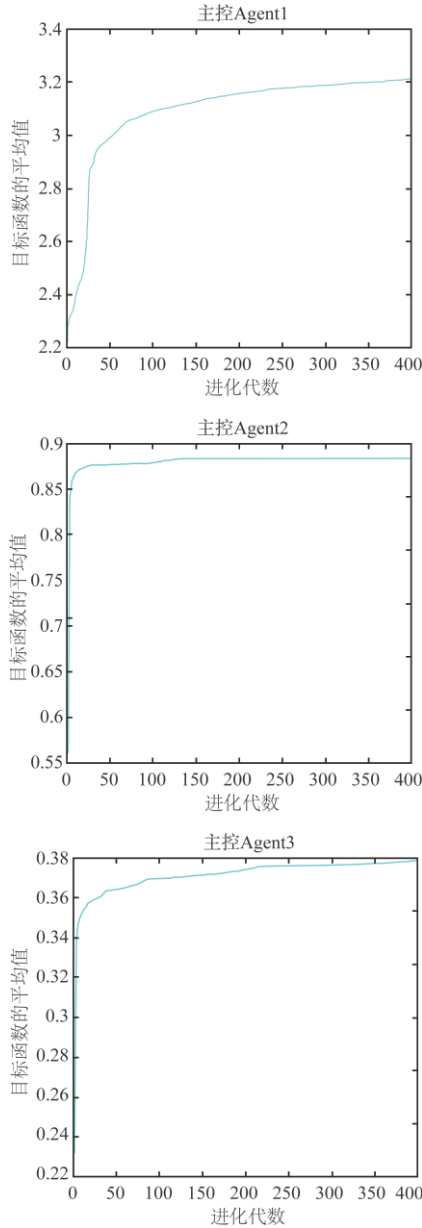


图 11 目标函数变化趋势

Fig. 11 Change trend of objective function

### 5 结论

传感器任务规划中,来袭目标往往数量众多,用来表示问题解的目标-传感器分配矩阵规模庞大。将传感器分组,由若干主控 Agent 分别管理,有利于加快进化效率。

竞争型协同进化算法适用于规模较大的优化问题。将大规模优化问题分解,有利于提高运算效

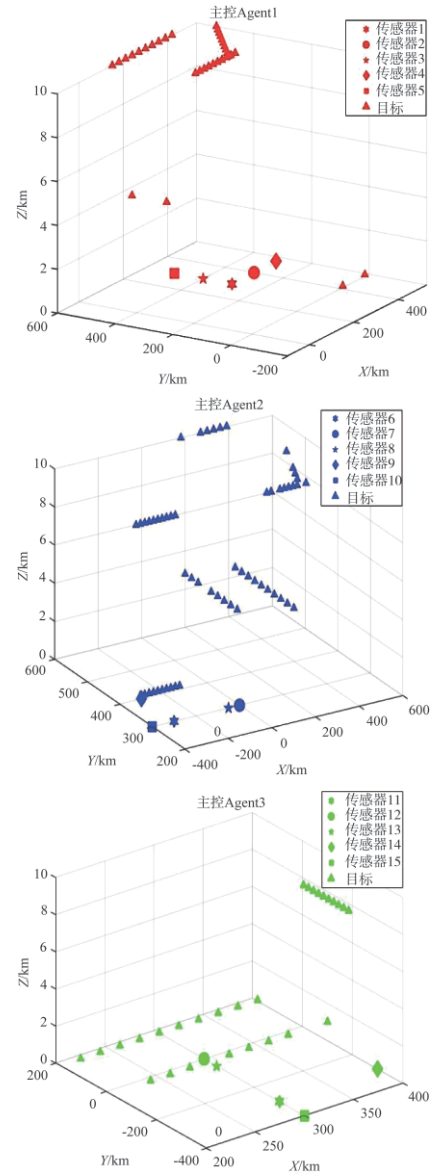


图 12 各主控 Agent 的目标-传感器分配图

Fig. 12 Target-sensor assignment

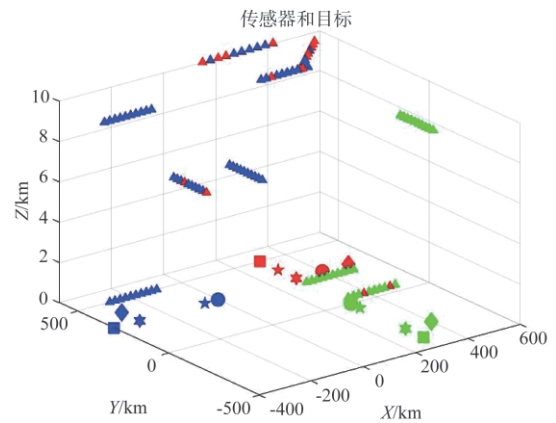


图 13 目标-传感器分配

Fig. 13 Target-sensor assignment

率,同时又具备较好的寻优能力。各主控 Agent 独立进化达到最优后,再进行冲突消解,造成了全局寻优能力下降。合作型协同进化算法避免了大量信息在各主控 Agent 和上级 Agent 之间传递,具有一定的优势。

### 参 考 文 献

- [1] 董晨,刘兴科,周金鹏,等. 导弹防御多传感器协同探测任务规划[J]. 现代防御技术, 2018, 46(6):57-63.
- [2] 吴林锋,王刚,刘昌云,等. 基于多智能体的反导传感器任务规划算法[J]. 现代防御技术, 2012, 40(3):89-93.
- [3] 倪鹏,刘进忙,付强,等. 异构M A S 下反导作战多传感器任务规划分层决策框架[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(8):1816-1825.
- [4] 倪鹏,王刚,刘统民,等. 反导作战多传感器任务规划技术[J]. 火力与指挥控制, 2017, 42(8):1-5.
- [5] 李志汇,刘昌云,倪鹏,等. 反导多传感器协同任务规划综述[J]. 宇航学报, 2016, 37(1):29-38.
- [6] Ling Q, Fu Y F, Tian Z. Localized sensor management for multitarget tracking in wireless sensor networks [J]. Information Fusion, 2011, 12(1):194-201.
- [7] Fu Y F, Ling Q, Tian Z. Distributed sensor allocation for multitarget tracking in wireless sensor networks [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(4):3538-3553.
- [8] Hillis W D. Co-evolving parasites improve simulated evolution

as an optimization procedure [J]. Physica D, 1990, 42(1-3): 228-234.

- [9] Potter M, Jong D. Cooperative coevolution: An architecture for evolving coadapted subcomponents [J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(1):1-29.
- [10] Wiegand R P, Liles W C, Jong D. An empirical analysis of collaboration methods in cooperative coevolutionary algorithms [J]. Proceeding of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO), 2001:1235-1245.

作者简介:



唐俊林(1996-),男,硕士研究生,主要研究方向为多无人系统的智能规划与自主决策。



张 栋(1986-),男,博士,副教授,主要研究方向为集群无人系统智能规划与自主控制。本文通信作者。



王玉茜(1987-),女,高级工程师,主要研究方向为防空阵地的多传感器部署与规划。



刘 莉(1975-),女,研究员,主要研究方向为防空体系任务规划技术。

[引用格式] 赵悦岑, 娄文忠, 汪金奎, 等. 基于灰色层次分析法的无人机回收系统评估[J]. 无人系统技术, 2019, 2(5): 56-62.

# 基于灰色层次分析法的无人机回收系统评估

赵悦岑, 娄文忠, 汪金奎, 刘伟桐, 苏子龙  
(北京理工大学机电学院, 北京 100081)

**摘要:** 介绍了当前常用的无人机回收方式, 根据已有的研究说明了对无人机回收系统进行有效评估的必要性。充分考虑了当前常用无人机回收系统影响因素, 选取了安全性、成本、人员需求、降落环境、时间以及无人机自身条件六个评估指标, 构建无人机回收系统评估指标体系, 采用层次分析法确定了无人机回收系统的评估指标影响权重。定性与定量相结合, 利用灰色关联分析法计算各回收系统在不同指标下的灰色关联度, 对无人机回收系统进行有效评估。由于专家打分带有一定的主观因素影响, 通过控制变量, 改变不同指标的权重, 绘制评估结果随指标变化的折线图, 针对不同指标进一步评估各回收系统, 验证了评估模型的合理性以及评估结果的有效性。

**关键词:** 无人机回收系统; 层次分析法; 灰色关联法; 一致性检验; 固定翼无人机; 综合评估

**中图分类号:** V57      **文献标识码:** A      **文章编号:** 2096-5915(2019)05-0579-07

## Analytic Hierarchy Process Based Evaluation of UAV Recovery System

ZHAO Yueqin, LOU Wenzhong, WANG Jinkui, LIU Weitong, SU Zilong  
(School of Mechatronical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing, 100081, China)

**Abstract:** This paper mainly expounds the commonly used UAV recovery methods nowadays and explains the necessity of effective evaluation of the UAV recovery system according to the previous studies; fully considers the influence factors and construct the evaluation system of the UAV recovery system with six evaluation indexes of safety, cost, personnel requirement, landing environment, time as well as UAV's own scale; and determines the influence weight of the UAV recovery system using the analytic hierarchy process. By combining the qualitative and quantitative analysis, the effective evaluation is conducted on the UAV recovery system with the grey relational degree of the recycle system under different indexes calculated with the grey relational analysis. Due to the subjective influence of experts in scoring, the rationality of the evaluation system and the validity of the evaluation results can be verified through controlling the variables, adjusting the weights of different indexes, and painting the line chart, in which the evaluation results change with the indexes, and evaluating all recovery systems at different indexes.

**Key words:** UAV Recovery System; Analytic Hierarchy Process; Grey Relational Analysis; Consistency Test; Fixed-Wing UAV; Comprehensive Evaluation

### 1 引言

随着无人系统智能化水平的提高, 无人机在多领域扮演着越来越重要的角色。无人机回收是无人机领域的重要研究方向之一, 当前常用的无人机回收方式有伞降回收、撞网回收、着陆滑跑回收、垂直降落、气囊回收以及绳钩回收。伞降回收配有回

收伞、开伞装置和控制机构, 在指定空域上空打开降落伞, 使无人机减速回收<sup>[1]</sup>; 撞网回收通过在回收平台上设置拦阻网将其捕获, 同时需要阻尼器对无人机进行能量吸收<sup>[2]</sup>; 着陆滑跑回收以轮式起落架在跑道上降落, 但与传统有人机降落不同的是配有自动导航着陆系统对无人机进行引导以及控制<sup>[3]</sup>; 垂直降落回收是通过配置着陆反推火箭的推

力抵消重力,实现速度缓冲至着陆的回收方式<sup>[4]</sup>;气囊回收在无人机落地前打开气囊后直接接触地,气囊起到缓冲吸能的作用<sup>[5]</sup>;绳钩回收系统由捕获装置、阻尼器和导引装置组成,通过机翼钩住并锁住绳索对无人机进行回收<sup>[6]</sup>。当前已有的文献对于无人机回收系统的个性问题研究和综述性探讨较多<sup>[7-8]</sup>,近年对计算机视觉的研究<sup>[9-10]</sup>以及无人机路径规划方面的研究<sup>[11-13]</sup>也使得无人机回收效率大幅度提升,但缺少对于无人机回收系统的整体评估方法。针对不同回收方式在不同应用环境中的利弊,通过选取不同的指标对其进行评价,可以对不同情况下选择回收系统提出指导性建议,因此无人机回收系统进行有效评估变得十分必要。本文使用层次分析法与灰色综合评价法相结合的方法对六种当前主流的无人机回收方案进行评估,借助专家经验,确定各层次指标的权重,在定性分析的基础上通过灰数量化处理,将人的主观判断用数量形式表达和处理,减少个人主观臆断所带来的弊端,使评估结果能反应实际应用需求。

## 2 无人机回收系统评估指标体系构建

### 2.1 无人机回收系统评估指标体系

安全性是无人机回收过程中考虑的重要指标之一,目前非战斗损伤的事故中,80%以上无人机的损毁发生于完成飞行任务返航回收阶段<sup>[14]</sup>,回收过程是一个非常重要且容易出现故障的阶段<sup>[2]</sup>,无

人机回收故障不仅造成无人机自身损毁,还将对地面人员和财产带来威胁。同时,无人机回收系统能否应用取决于系统对于回收时周围环境因素的需求,如舰上无人机回收受回收跑道<sup>[8]</sup>和舰船上空扰流限制。无人机还会受到返航时的自身条件限制,若无人机尺度太大将可能无法得到有效减速,从而损坏无人机本身以及回收系统。此外,回收所需的时间以及需要操作人员数量也是考察的一个重要标准,回收过程中无人机回收系统及地面人员极易受到攻击,因此无人机回收系统需要保证快速安全,具备高效回收能力并且对操作人员的要求不应过高,保证灵活便捷的回收无人机。无人机回收系统成本是考虑的影响因素之一,商业应用中对无人机回收系统成本极为敏感<sup>[15]</sup>。通过以上六个指标构建了无人机回收系统评估指标体系,如图 1 所示,基本覆盖了无人机回收系统的评价指标。

### 2.2 评估指标量化分析

在评估计算中需要确定无人机回收系统各项指标值,采用定性分析与定量计算相结合的方法,某些指标可采用最关键影响因素来衡量,某些指标则采用多种性能的组合进行评定。对第一层级指标主要采用专家调查法、德尔菲法进行确定,不同的评价指标进行两两相互比较,尽可能减少性质不同的因素相互比较困难,以提高准确度,同时采用层次分析法常用的 1-9 标度,形成比较矩阵。对第二层级的指标则采取灰色关联度方法,就影响因素

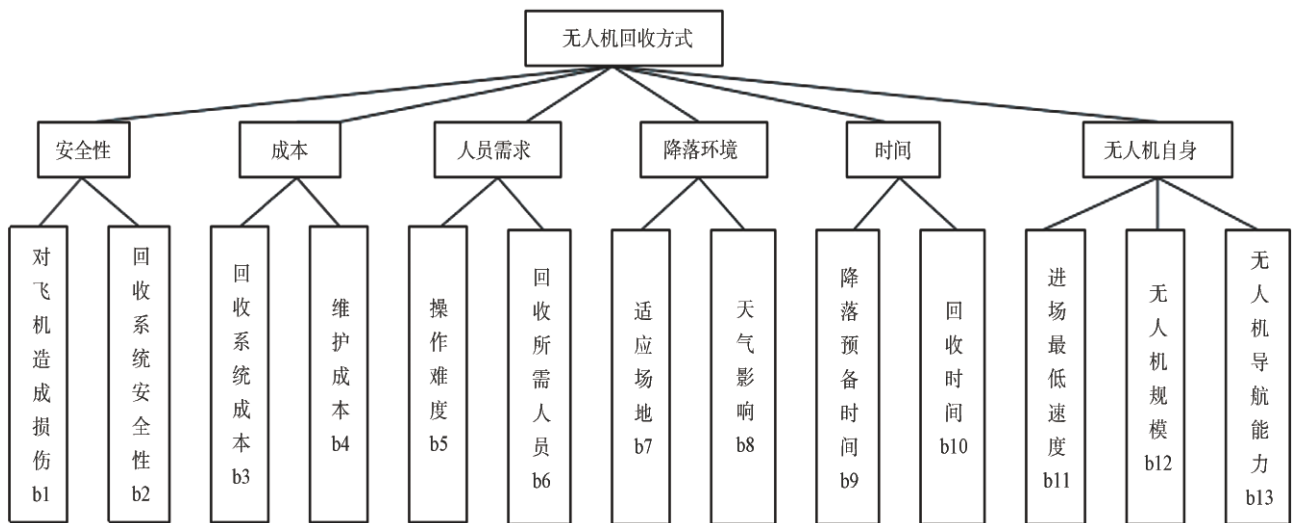


图 1 无人机回收方式评估指标体系

Fig. 1 UAV recovery method evaluation index system

之间发展趋势的相似或者相异程度进行定量,若不能定量则根据定性在1~10间进行标度。

安全性主要通过回收过程中对无人机可能造成的伤害以及回收过程中的失效性进行判断。伞降回收虽然失效性较小,但着陆时飞机下降速度较快,着陆瞬间机体会受到较强烈的冲击,容易造成不同程度的损伤,如果降落到水中,机载设备、发动机等会被水浸泡甚至损坏<sup>[16]</sup>。撞网回收和绳钩回收的失效性均较高,且阻拦网和阻拦绳会对无人机造成损伤,并且绳钩回收对无人机机翼强度要求更高<sup>[17-18]</sup>。

成本包括回收系统本身成本以及对于系统后期维护费用两方面。着陆滑跑回收需要精准的自动导航着陆系统,完善的降落跑道,回收系统成本相对较高,但维护成本较低。气囊回收的成本仅为气囊本身,但由于气囊多为一次性使用,因此成本较高。垂直回收的成本主要为着陆前进行减速的反推火箭成本,部分回收系统也可用无人机自身的发动机替代,且无其他维护成本,但会加大油耗<sup>[3]</sup>。

人员需求可分为定量确定回收过程需要多少操作人员,定性分析操作人员在回收时的操作难度。撞网回收需要有操作人员时刻关注监视器的状况,根据无人机的实时位置,来半自动地修正无人机飞行路线,对准飞向拦截网,同时落入网中的无人机需要操作人员将其取出,所需操作人员多且难度大。降落伞回收需要大量人员搜索无人机甚至对其进行打捞,但操作难度最小。

降落环境一部分为回收系统能够适用的场地类型,另一部分则为天气对回收系统的影响。伞降回收适用于机场、湖泊、海面、舰艇、礁岛、山区六种场地,但受风向风速影响较大,回收方向要为顺风侧。气囊回收以及垂直降落可适用于除舰艇外的其他五种环境,且均受风速风向影响较大,容易失控。撞网回收对飞行航向有要求,绳钩回收在航向方面相对较为自由。

由于材料、阻尼等性质的限制,使得能够回收的无人机类型以及对于无人机进场速度,导航精度的要求也有所不同。若进场速度过大,无人机规模较大,可能无法进行有效减速,损坏回收系统;若无人机导航精度不够,会导致无法准确回收。

表1 无人机回收方式与无人机自身因素

Table 1 UAV recycling method and drone factors

	伞降回收	撞网回收	着陆滑跑回收	垂直降落	气囊回收	绳钩回收
进场速度(m/s)	<15	40~60	30~50	<10	<15	30~60
无人机规模	各机型	小型	各机型	中小型	微小型	小型
导航精度(精度)	测高<3 位置<3	<2	<1.2	<5	测高<3 位置<3	测高<3 位置<3

### 3 层次分析法及灰色关联分析法原理与步骤

#### 3.1 层析分析法确定权重系数

对于第一层次的六个影响指标,拟采用层次分析法来确定所对应的权重。层次分析法的主要思想是将两两因素之间的重要程度作出比较而建立判断矩阵,以判断矩阵的最大特征值所对应特征向量作为不同因素的重要性程度的权重。

$$A = (a_{ij})_{n \times n}, (i, j = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

各层级的权重系数代表各指标的重要程度,计算每一个判断矩阵中各指标的相对权重。

$$\omega = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{\sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^n a_{kj}} \quad (2)$$

其中, $\omega$ 为判断矩阵的特征向量,代表一级指标相对于目标层的权重。

另外,所给的判断矩阵是否存在不一致性还需要检验,检验的指标为一致性比例,其计算公式为:

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (3)$$

其中CI为一致性指标,公式如下:

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad (4)$$

$\lambda_{\max}$ 为评价矩阵的最大特征值, $n$ 为影响指标的个数。另RI为平均随机一致性指标,其对应的值可参见表2。

表2 RI的值

Table 2 RI values

n	1	2	3	4	5	6	7	8	9
RI	0	0	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45

当 $CR < 0.1$ 时,认为判断矩阵一致性通过检验,否则做适当修正<sup>[19]</sup>。

3.2 灰色关联分析法

灰色关联度,就是影响因素之间发展趋势的相似或者相异程度。首先需要建立灰色综合评估模型,然后根据各种评价指标的权重进行综合评估。

若无人机回收系统有  $m$  个,影响权重有  $n$  个,则参考的数列和待比较数列分别可设为

$$z_0 = \{x_0(k) | k = 1, 2, \dots, n\} \quad (5)$$

$$z_i = \{z_i(k) | k = 1, 2, \dots, n\}, i = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

由于不同的指标可分为效益型和成本型,成本型指标起负作用,而效益型指标起正作用。因此,要先对指标属性值进行0-1规范化后再进行评估。

对效益型和成本型数据,其变换公式分别

如下:

$$c_{ij} = \frac{a_{ij} - a_j^{\min}}{a_j^{\max} - a_j^{\min}} \quad (7)$$

$$c_{ij} = \frac{a_j^{\max} - a_{ij}}{a_j^{\max} - a_j^{\min}} \quad (8)$$

计算比较数列(待选单位)  $z_i$  对参考数列(理想单位)  $z_0$  在第  $k$  个指标上的关联系数公式为:

$$\eta_i(k) = \frac{\min_s \min_t |z_0(t) - z_s(t)| + \rho \max_s \max_t |z_0(t) - z_s(t)|}{|z_0(k) - z_i(k)| + \rho \max_s \max_t |z_0(t) - z_s(t)|} \quad (9)$$

其中  $\rho \in [0, 1]$  为分辨系数,一般选取  $\rho = 0.5$ 。

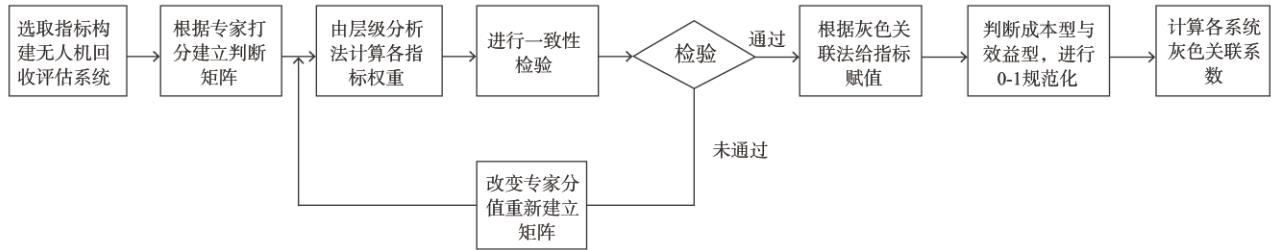


图2 评估过程流程图

Fig. 2 Evaluation process flow chart

第  $i$  个待选单位的灰色加权关联度的计算公式为:

$$\mu_i = \sum_{k=1}^n \omega \eta_i(k) \quad (10)$$

其中  $\omega$  为  $n$  个影响因素所对应的权重,  $\eta_i(k)$  为公式(9)所计算的关联系数。如果待选单位的关联度越大,则其评价结果就越好。

4 无人机回收系统计算

4.1 建立判断矩阵确定各指标权重

根据大量文献调研及专家打分,通过对各层次中指标的权重进行两两比较,创建无人机回收系统评价矩阵如表3所示。根据公式(3)进行一致性检验并根据公式(4)计算得到各指标权重  $\omega$ , 见表3。

4.2 计算灰色关联系数及关联度

通过灰色关联对指标分别进行定性和定量分析,无人机回收系统评价指标数据如表4所示。

先将矩阵数据判断为效益型或成本型,根据公式(7)(8)进行标准0-1变换后再通过公式(9)计算

表3 无人机回收系统评价矩阵

Table 3 Evaluation matrix of each evaluation index of the drone recovery system

	安全性	成本	人员需求	降落环境	时间	无人机要求
安全性	1	8	6	5	7	3
成本	1/8	1	3	1/4	1	1/5
人员需求	1/6	1/3	1	1/2	1/4	1/2
降落环境	1/5	4	2	1	3	1
时间	1/7	1	1/4	1/3	1	1/2
无人机需求	1/3	1/5	1/2	1	2	1
$\omega$	0.532	0.075	0.056	0.169	0.058	0.107

可得灰色关联度  $\eta$ , 见表4。

由计算可知,伞降回收的灰色关联度最高,故伞降回收为综合评估最优的回收方式。目前大多数无人机仍采用伞降回收,在发生意外时防止无人机坠毁减少损失,这与本文的评估一致。这主要是由于伞降回收的安全性高,很少会发生失效,并且性价比远高于其他回收方式。同时伞降回收对于回收场地几乎没有限制,在任何情况下都是十分有

表4 无人机回收系统评价指标数据

Table 4 UAV recovery system evaluation index data

	伞降回收	撞网回收	着陆滑跑	垂直降落	气囊	绳钩回收
b1	8	5	3	7	4	6
b2	10	5	8	3	6	4
b3	1	7	10	5	5	6
b4	1	5	1	10	8	3
b5	20	10	1	5	10	5
b6	1	8	5	5	7	10
b7	6	4	1	6	5	4
b8	10	4	5	6	6	4
b9	2	9	5	7	7	10
b10	90	40	20	15	30	60
b11	<15	40~60	30~50	<10	<15	30~60
b12	10	3	10	4	1	3
b13	<3	<2	<1.2	<5	<3	<3
$\eta$	1.3924	1.1035	1.3852	0.9482	1.2887	1.0087

效的。但伞降回收精度达不到预定的要求,无人机着陆点偏离指定区域范围的误差过大,需要对伞降

回收技术进行提高改进。

通过公式(9)对各指标中,每种回收的灰色关联度进行计算可得图3。

计算所得关联度越高,代表该回收系统在此评价指标下的综合评估结果越优。由图2可知,气囊回收的安全性是最高的,伞降回收和着陆滑跑回收安全性虽略低于气囊回收,但性价比均高于气囊回收,同时所需人员也少于气囊回收。此外,撞网回收,垂直降落以及绳钩回收对于降落环境的要求均不高,可适用于各种复杂地形和恶劣天气的无人机回收。需要进行高效无人机回收时,垂直降落的回收时间是最短的。着陆滑跑回收对无人机自身要求较低,适用于多种类型的无人机,在大中型无人机回收中使用最为广泛。

由专家打分结果计算可知,降落环境是评估系统中所占比重非常大的指标,为进一步判断安全性权重对于评估结果的影响,在前文专家打分的基础上,保证其他权重不改变,将降落环境从小到大变

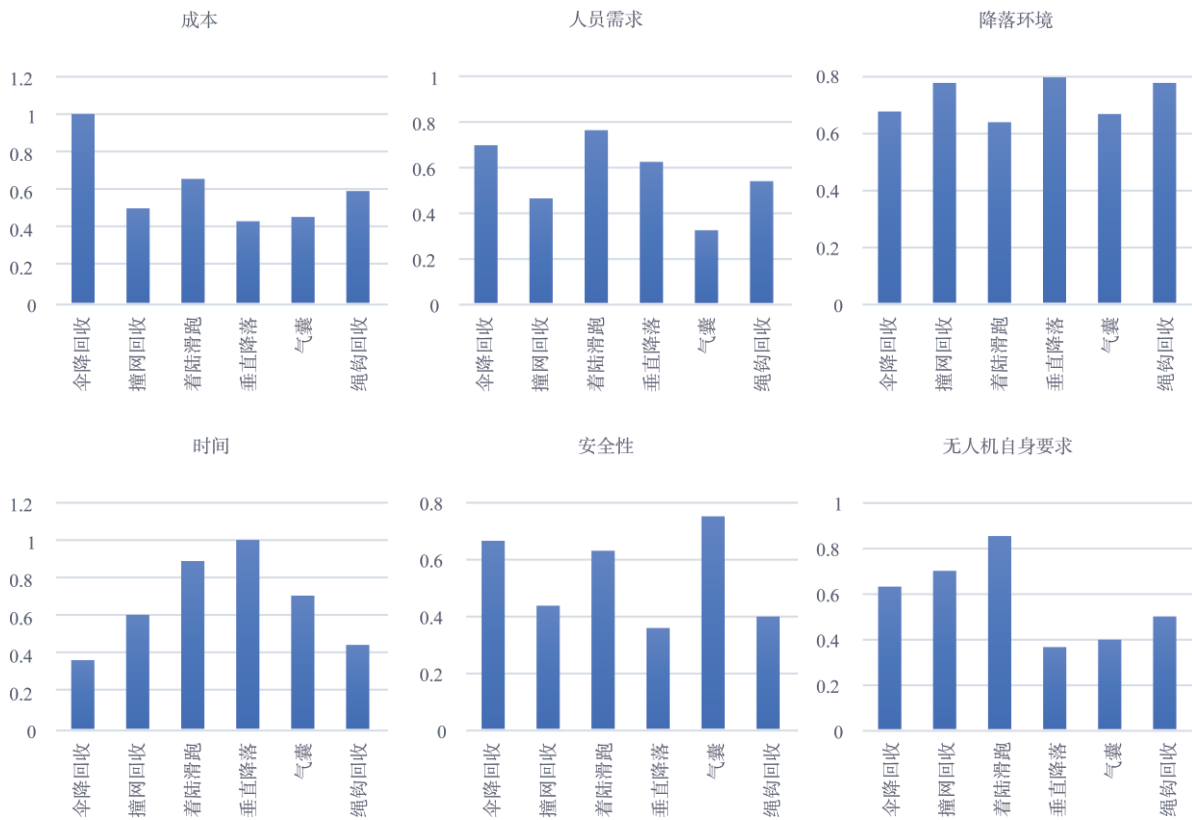


图3 不同指标下无人机回收系统灰色关联度

Fig. 3 Grey correlation degree of UAV recycling system under different indicators



换,计算各回收方式的灰色关联度,为方便比较将数据表示为折线图,如图4所示。由图可知,伞降回收和着陆滑跑回收方式的灰色关联度交替处于最高值,证明这两种回收方式的综合评价结果很好;其中,着陆滑跑回收曲线变化幅度最大,其受降落环境影响是最大的,主要由于着陆滑跑回收需要回收跑道,而一般丛林环境、山地环境、舰艇等环境下都不能修建跑道。撞网回收在降落环境权重提高的情况下缓慢提升,因其对于环境的因素相对宽松,在舰艇等环境下均可使用;而气囊回收灰色关联度则呈现下降趋势,主要由于气囊回收对降落时天气要求较高,如大风条件下不便于使用气囊回收;另外,绳钩回收以及垂直回收的灰色关联度受安全性影响均不大,与图3计算结果一致。

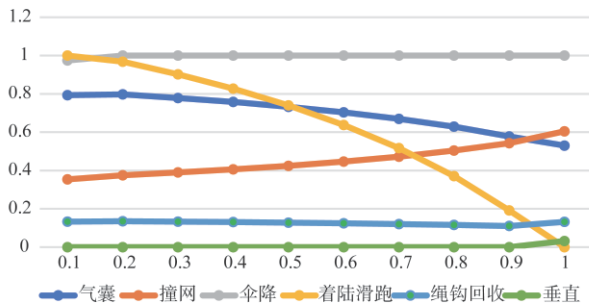


图4 降落环境对评估结果的影响

Fig. 4 Impact of environment on grey correlation

降落时间也是在无人机回收系统选择的一项重要评估指标,参考降落环境的处理方式,改变无人机降落时间权重得出图5。由该图可知,伞降回收以及垂直回收的灰色关联度均受该指标影响较大。其中,撞网回收、绳钩回收、着陆滑跑回收以及气囊回收受降落时间的影响并不大,所以在该指标权重增加时,整体评估未发生太大变化;而伞降回收的降落时间较长,如伞降到海面上需要人员搜寻打捞,难以实现快速回收,故随该指标权重增加,整体评估情况变差,该指标成为伞降回收总体评估的短板;此外,垂直回收的回收时间是最短的,可以实现快速回收。

5 结束语

本文建立了无人机回收系统评估指标体系结构,并将层次分析法与灰色综合评价法相结合,构

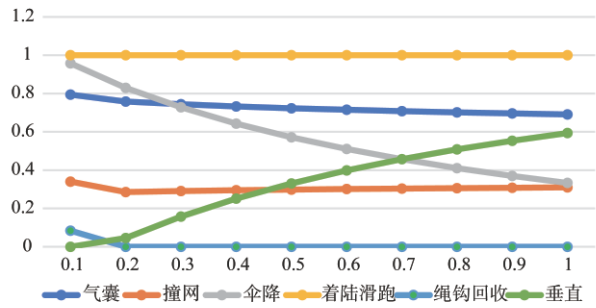


图5 降落时间对评估结果的影响

Fig. 5 Impact of time on grey correlation

建了数学评估模型,对不同需求指标下的适用性进行了综合评估。尽管层次分析法以专家打分为基础,但却能客观、有效地反映不同回收系统的优缺点,与灰色综合评价法的定性及定量分析相结合,可针对不同回收体系的改进提供参考和依据。回收系统计算验证结果显示,该数学模型合理有效,对无人机回收系统评估研究提供了一定的参考价值。

参 考 文 献

[ 1 ] 郭亮,张红英,童明波. 无人机伞回收动力学分析[J]. 南京航空航天大学学报, 2012, 44(1):14-19.

[ 2 ] 褚永康. 无人机撞网回收系统设计与分析[D]. 长沙:湖南大学, 2011.

[ 3 ] 马威,过海峰,姜宁. 海军通用无人机及其起降方式分析[J]. 飞航导弹, 2006(12):37-40+49.

[ 4 ] 杜聪聪,李武军,陈朝浪,等. 固定翼无人机回收与发射系统发展综述[J]. 科技传播, 2016, 8(7):113-115.

[ 5 ] 蒋寒,华晓波. 无人机回收气囊减震性能有限元参数分析[J]. 包装工程, 2018, 39(11):67-71.

[ 6 ] 吴佳凯,马晓平,孙林峰. 无人机绳钩回收系统参数设计[J]. 航空计算技术, 2012, 42(3):92-94.

[ 7 ] 曹浩楠,黄建峰,安城辉,等. 固定翼无人机发射与回收技术发展综述[J]. 科技创新导报, 2017, 14(31):20-22.

[ 8 ] 靳宏斌. 固定翼无人机起降方式[A]. 2014(第五届)中国无人机大会论文集. 2014:6.

[ 9 ] Yang T, Li Z, Zhang F, et al. Panoramic UAV surveillance and recycling system based on structure-free camera array[J]. IEEE Access, 2019, 7:25763-25778.

[ 10 ] 杨建业,戚国庆,盛安冬. 基于视觉伺服的无人机自主着陆仿真系统设计[J]. 电子设计工程, 2019, 27(11):9-14.

[ 12 ] Yang Q, Yoo S J. Optimal UAV Path Planning: sensing data acquisition over IoT sensor networks using multi-objective bio-inspired algorithms[J]. IEEE Access, 2018:1-1.

[ 13 ] 马云红,张恒,齐乐融,等. 基于改进A\*算法的三维无人机

- 路径规划[J]. 电光与控制, 2019, 26(10):22-25.
- [14] 刘志强. 小型无人机伞降回收运动分析[J]. 宇航计测技术, 2013, 33(6):54-57.
- [15] Marcus E, Patrick R. Launch and recovery systems for unmanned vehicles onboard ships. A study and initial concepts [D]. KTH/Marina system. 2013.
- [16] 张九阳. 无人机发射与回收技术[D]. 南京:南京航空航天大学, 2013.
- [17] 刘国初. 航空母舰上使用降落网降落飞机的探讨[J]. 机械, 2013, 40(S1):48-49.
- [18] 赵桥. 小型固定翼无人机绳钩回收系统设计及仿真分析[D]. 廊坊:北华航天工业学院, 2019.
- [19] 蒿兴华, 陆勤夫, 关锦生, 等. 基于GAHP-模糊综合评价的南海方向潜艇威胁评估[J]. 指挥控制与仿真, 2014, 36(5):72-76.

#### 作者简介:



赵悦岑(1997-),女,硕士研究生,主要研究方向为固定翼无人机回收系统技术, MEMS引信微系统技术。



娄文忠(1969-),男,博士,教授,主要研究方向为微系统技术,新概念武器。本文通信作者。



汪金奎(1993-),男,博士研究生,主要研究方向为无人系统状态估计与协同技术。



刘伟桐(1997-)男,硕士研究生,主要研究方向为无人系统任务规划与计算机视觉。



苏子龙(1997-),男,硕士研究生,主要研究方向为武器设计与应用工程。



# 征稿启事

## 《无人系统技术》期刊

《无人系统技术》期刊是由中国航天科工集团有限公司主管，北京海鹰科技情报研究所主办，中国无人系统产业联盟（筹）、中国指挥与控制学会无人系统专业委员会、西北工业大学无人系统发展战略研究中心、西北工业大学无人系统技术研究院联合协办的学术期刊。现诚挚地向无人系统技术研究领域的专家学者、学术带头人以及致力于无人系统理论与技术创新研究的科技工作者约稿。

### ◆ 约稿方向

稿件内容以综述、研究论文、技术报告、专题研讨和科技评述等形式为主，广泛报道无人空中系统、无人地面系统、无人水面水下系统、智能机器人等研究领域的理论研究成果、技术创新、学术见解和经验总结。主要包括无人系统平台技术、自动控制技术、信息技术以及人工智能、通信、传感器等技术在无人系统领域的新应用。同时，也包括无人系统自主技术、协同技术、跨域同步技术、智能无人系统伦理及其与有人系统的关系等。

### ◆ 投稿方式

期刊网络采编系统正在建设中，目前通过互联网邮箱：[chinauas310@163.com](mailto:chinauas310@163.com)，进行投稿。

### ◆ 投稿要求

1. 本刊选录稿件主要视其是否有创新点及其价值大小，并综合考虑：立题的科学/工程意义；对科研进展的了解和引用；方法或其应用的创新性；方法和论证的科学性；结论/结果的合理可信性和写作质量。

2. 投稿时须提交“保密审查表”电子版，稿件正式录用后请将保密审查证明邮寄至：北京 7254 信箱 4 分箱《无人系统技术》编辑部，邮编：100074。

### ◆ 写作要求

1. 来稿应含中英文题目、中英文摘要（说明研究目的、创新试验方法、研究成果和最终结论等，重点是方法创新和成果结论。中英文摘要对应，英文摘要最好在 150 个实词左右）、关键词（5 ~ 8 个）。引言应说明课题的背景，引述该领域的国内外同行已经取得的进展，以说明本文的选题意义和创新点所在。

2. 量和单位应符合国家规定。外文字符要分清大小写、正斜体，上下角字符的位置高低应区别明显。

3. 图、表应提供中英文图题、表题；图表的设计，一般不超过 8cm 宽。

4. 参考文献引用文献应遵循“最新、关键、必要和亲自阅读过”的原则；在正文中顺次引述；数量以不少于 15 篇为宜，未公开发表的资料一般不宜引用。

5. 建议提供全部作者简介，以便于读者了解和联系。作者简介内容应包括：姓名、出生年、性别、学位、职称、研究方向、电子邮箱、联系电话等。

### ◆ 关于稿酬

稿件一经录用，将按照字数和文章质量情况，向作者一次性支付稿酬。

## 顾 问

李德毅 封锡盛 李伯虎 徐德民 刘永才 费爱国 樊邦奎 陈 杰 魏毅寅 王飞跃

## 第一届编委会

主 任

李风雷

副主任

王长青 宋 斌 谷满仓 张 涛 符文星

委 员 (按姓氏拼音排序)

昂海松 蔡顺才 陈 斌 陈家斌 戴江勇 邓宏彬 都基焱 方 浩 符小卫 郭继峰 黄 强  
黄长强 李必军 李东光 李贻斌 林 平 刘 莉 刘培志 罗 均 马洪忠 孟 红 孟凡彬  
潘 泉 齐俊桐 时兆峰 孙富春 田大新 王宏伦 韦锦峰 吴向阳 夏元清 向锦武 徐 昕  
徐海刚 薛建儒 颜国正 杨 宁 杨宏晖 于进勇 于林宇 赵 杰 张 梅 张 宁 张 山  
张冬青 张卫平 朱 枫 朱小燕 Simon X.YANG Wei Ren Yang SHI Yantao Shen

无人系统技术 2018 年创刊 (双月刊)

主管单位: 中国航天科工集团有限公司

主办单位: 北京海鹰科技情报研究所

协办单位: 中国无人系统产业联盟 (筹)

中国指挥与控制学会无人系统专业委员会

西北工业大学无人系统发展战略研究中心

西北工业大学无人系统技术研究院

主 编: 张冬青

副 主 编: 蔡顺才 孙柏原 李东光 陈少春

执行主编: 王一琳

编辑出版: 《无人系统技术》编辑部

地 址: 北京 7254 信箱 4 分箱 (100074)

电 话: 010-68191488 (编辑部)

010-68375084 (发行部)

邮 箱: chinauas310@163.com

国内发行: 北京海鹰科技情报研究所

印刷单位: 北京博海升彩色印刷有限公司

Unmanned Systems Technology Started in 2018 (Bimonthly)

Administrated by: China Aerospace Science & Industry Corporation Limited

Sponsored by: Beijing HIWING Scientific and Technological  
Information Institute

Co-organized by: Association for Unmanned Vehicle Systems of China  
Technical Committee on Unmanned Systems, CICC  
Research Center for Unmanned System Strategy  
Development, NWPU  
Unmanned System Research Institute, NWPU

Editor-in-Chief: ZHANG Dongqing

Associate Editor: CAI Shuncaï SUN Baiyuan LI Dongguang  
CHEN Shaochun

Executive Editor: WANG Yilin

Edited & Published by: Editorial Office of Unmanned Systems  
Technology

Add: P.O. Box 7254-4, Beijing 100074, China

Tel: (8610) 68191488 (Editorial office)

(8610) 68375084 (Circulation office)

E-mail: chinauas310@163.com

Distributed by: Beijing HIWING Scientific and Technological  
Information Institute

Printed by: Beijing BOHS Colour Printing Co., Ltd.

本期责任编辑: 张肇聿

ISSN 2096-5915  
CN 10-1565/TJ

国内定价: 30 元 / 期